

Processus Achat 5.0 et Acheteurs Augmentés : L'IA collective avec chat-bots dotés d'aversion au risque post-COVID-19: Cas d'un constructeur automobile Français

Samia Chehbi Gamoura ¹

¹HuManis laboratory of EM Strasbourg Business School, 61 avenue de la Forêt Noire, F-67000, Strasbourg, France, samia.gamoura@em-strasbourg.eu,

Résumé : A l'aube de la 5^{ème} génération de la transformation digitale industrielle, le processus « Achat 5.0 » connaît, lui aussi, une mutation profonde en passant d'abord par ses acheteurs, appelés « acheteurs augmentés ». Face aux défis de l'automatisation induite par cette transformation, les travaux s'accroissent et tentent de converger vers des techniques plus avancées de l'Intelligence Artificielle (IA) pour faire face au problème complexe de la sélection multifournisseurs. Les risques liés à la volatilité des fournisseurs, encore fragilisés par la crise pandémique COVID-19, ont fortement augmenté en conséquence. L'objectif de cet article est de palier à cette faiblesse. Il propose une nouvelle approche par hybridation d'analyse multicritères et des chat-bots dotés de capacité d'aversion au risque à l'aide de l'apprentissage par renforcement. Un cadre de validation d'un constructeur automobile Français nous sert de scénario préliminaire. Les premiers résultats sont prometteurs et nous encourageant à continuer dans la suite de ces travaux.

Mots clés : Achat 5.0 ; Acheteur augmenté ; Sélection multifournisseurs ; Analyse multicritères ; Chat-bots ; Apprentissage automatique par renforcement.

Purchasing 5.0 and Augmented Buyers: Collective AI with post-COVID-19 risk aversion chat-bots: Case of a French car manufacturer

Abstract : At the beginning of the 5th generation of the industrial digital transformation, the "Purchase 5.0" process is also undergoing a profound change, first through its buyers, called "augmented buyers". Faced with the challenges of the automation induced by this transformation, research works are stepping up and trying to converge on more advanced techniques of Artificial Intelligence (AI) to face the complex problem of multi-vendor selection. The risks associated with supplier volatility, further weakened by the COVID-19 pandemic crisis, have extensively increased consequently. The objective of this paper is to remedy this weakness. It offers a new hybrid approach of multicriteria analysis and chat-bots with risk aversion capacity by using reinforcement learning. A validation framework is proposed from a French car manufacturer for a preliminary scenario. The first results are promising and encourage us to pursue in the continuation of this work.

Keywords: Purchasing 5; Augmented buyer; Multi-suppliers' selection; Multi-criteria analysis; Chat-bots; Reinforcement learning.

Citation : Chehbi Gamoura, S. (2022). Processus Achat 5.0 et Acheteurs Augmentés : L'IA collective avec chat-bots dotés d'aversion au risque post-COVID-19: Cas d'un constructeur automobile Français. *Revue Française de Gestion Industrielle*, 36(1), 83–111. <https://doi.org/10.53102/2022.36.01.907>

Historique : reçu le 07/07/2021, accepté le 13/09/2021, en ligne le 21/11/2021

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>), permitting all non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

1. INTRODUCTION

A l'ère de la transformation digitale de l'ensemble des processus dans l'industrie, le processus achat connaît lui aussi, des mutations majeures marquées par des générations « digitales » à l'image des mutations industrielles (Hsu & Hu, 2009). Après l'Industrie 4.0 caractérisée par l'intégration de l'automatisation et la semi-automatisation par les systèmes « intelligents » (El Hasnaoui & El Haoud, 2020), arrive la génération de l'industrie 5.0 qui, elle, vise à renforcer l'intégration de l'humain avec ces systèmes automatisés et « intelligents » (Javaid, et al., 2020). Le processus, appelé « Achat 5.0 » et ses fonctions imbriquées en font partie. Bien que le terme semble être absent dans la littérature scientifique, il a été utilisé et défini récemment dans le livre de Dzedek (Dzedek, 2018) et dans plusieurs rapports et documents industriels dont (CxO Advisory, 2021). Dans ce processus, nous parlons déjà de « acheteurs augmentés » pour désigner les décideurs acquéreurs ayant la possibilité d'interaction avec les machines et les systèmes intelligents (Allal-Chérif, 2019).

Le processus de sélection des fournisseurs impliquant les systèmes de relations avec les fournisseurs (SRM) et les mécanismes de négociations avec les fournisseurs (NSS) forment une partie intégrante des processus achat 5.0, et particulièrement les chaînes d'approvisionnement digitales amont (Rouquet & Vega, 2015), (Philippart, 2014), (Javaid, et al., 2020). Dans ces chaînes, profondément touchées par l'innovation, la transformation digitale et l'automatisation de ces relations, connaissent, elles aussi, une mutation inévitable à tous les niveaux (Hsu & Hu, 2009). Toutefois, cette transformation, en lien avec l'étape décisionnelle de sélection des fournisseurs, présente souvent une complexité majeure à cause du caractère « artisanal » difficilement automatisable (Rouquet & Vega, 2015), (Chen, Ming, Zhou, & Chang, 2020).

Le processus de sélection des fournisseurs est considéré comme un problème multicritères, qui dépend principalement de l'évaluation du client, qui lui, biaise les priorités de ces critères selon ses préférences (Bai, Kusi-Sarpong, Badri Ahmadi, &

Sarkis, 2019). Le fournisseur, lui, propose ses produits et services avec des indications sur la qualité, le prix, le délai, la marque, la réputation dans le marché, le type de contrat, l'ancienneté de la relation, et beaucoup d'autres critères non exhaustifs (Hedhili & Aouadi, 2013), (Boucher, Boudarel, & Poyard, 2014), (Chien, Lin, & Lin, 2020).

Au vue des relations complexes ayant des impacts inter-liés tout au long de la chaîne des achats, une seule action de sélection incorrecte à n'importe quel maillon, peut entraîner des conséquences plus étendues qui peuvent durer dans le temps (Hsu & Hu, 2009). Avec le phénomène de l'externalisation dû à l'extension continue des réseaux du e-commerce B2B, cette complexité ne cesse d'augmenter en conséquence (Memari, Dargi, Jokar, Ahmad, & Rahim, 2019). Elle implique des conjonctions de panels de partenariats ramifiés en relations dynamiques de fournisseurs de biens ou de services directs, indirects et des chaînes de sous-traitants difficilement maîtrisables (Ghariani & Younes, 2019), (Durmic, 2019). Ajoutons à cela, la disparité des modes de contrats de distributions sélectives, de contrats de franchise, ou encore des contrats de services ponctuels et bien d'autres (Azadfallah, 2017), (Kucharavy, Damand, Chehbi Gamoura, & Barth, 2020).

La littérature montre également que le problème de la sélection des fournisseurs est l'un des sujets de recherche les plus discutés depuis plusieurs années (Ben Jouda & Krichen, 2020). Toutefois, la majorité de ces travaux sont souvent axés prioritairement sur les méthodes de sélection telle que les méthodes multicritères et ne traitent pas nécessairement la dimension de la dynamique des relations, ni la question d'adaptation aux changements (Durmic, 2019), (Javad, Darvishi, & Javad, 2020), et (Gupta, et al., 2019). L'examen d'une partie de ces recherches expose la qualité des biens et des services comme l'unique indicateur, à travers lequel, le modèle de sélection se concentre sur la satisfaction des clients (Hedhili & Aouadi, 2013), (Boucher, Boudarel, & Poyard, 2014), (Vijayakumar, Rahim, Ahmi, & Rahman, 2019). Pourtant, la qualité ne présente qu'un seul parmi un ensemble de critères qui impactent tous la décision de la sélection mais aussi s'influencent mutuellement les uns les autres (Hedhili & Aouadi, 2013), (Hsu & Hu, 2009). D'autre

part, la littérature indique, également, que seules de rares publications ont considéré l'effet de la dynamique changeante de ces facteurs et critères (Rouquet & Vega, 2015), (Kaya, et al., 2019), (Memari, Dargi, Jokar, Ahmad, & Rahim, 2019), (Azadfallah, 2017).

Avant d'aborder l'analyse du processus de sélection, il faut savoir que toutes les parties de la chaîne, quel que soit sa longueur, partagent le risque venant d'un seul fournisseur (Bai, Kusi-Sarpong, Badri Ahmadi, & Sarkis, 2019). Dans le processus d'achat, on considère l'évaluation du risque comme un besoin crucial difficilement intégrable, ayant besoin de techniques avancées (Su & Chen, 2018). En effet, certains secteurs ne peuvent pas tolérer la rupture de stock pour cause d'une crise ou de rupture d'un fournisseur d'un composant critique (Chehbi-Gamoura, 2019). Des exemples peuvent être ceux dans les industries manufacturières lourdes qui tournent 24h/24 et les chaînes critiques impliquant les soins de santé. En occurrence, la pandémie causée par la COVID-19, qui continue à provoquer, jusqu'à aujourd'hui, une vulnérabilité critique des fournisseurs (Zaoui, Hamou-ou-Brahim, Zhou, Omrane, & Huang, 2021). Cette crise met, en effet, la question du risque en avant plan (Sharma, Luthra, Joshi, & Kumar, 2020). Les politiques disparates appliquées par les pays dans la gestion de leurs crises sanitaires liées à cette pandémie, dont le verrouillage intégral ou partiel des frontières, a complètement handicapé la prestation de biens et de services dans certains secteurs (Boucher, Boudarel, & Poyard, 2014), (Su & Chen, 2018). Dans ces secteurs, il suffisait que l'un des fournisseurs localisés dans un pays où l'on a appliqué le confinement intégral que toute la chaîne cliente soit affectée (Zaoui, Hamou-ou-Brahim, Zhou, Omrane, & Huang, 2021). Ce qui impacte, aussi, indirectement les autres fournisseurs qui voient leurs commandes spontanément croître (Ghadge, Jena, Kamble, Misra, & Tiwari, 2020).

La Chine par exemple, premier pays fournisseur de composants de produits dans le monde a vu son plus grand port du monde de fret stoppé complètement plusieurs fois (Lu, Peng, & Lu, 2021). Et même après retour à « la normale », les prix du fret ont presque quadruplé. Ceci avait, et continue à avoir, son impact immédiat sur tous les processus achats des

chaînes impliquées (Ghariani & Younes, 2019), (Zaoui, Hamou-ou-Brahim, Zhou, Omrane, & Huang, 2021).

Dans ce travail de recherche, nous mettons le focus sur ces facteurs risque des fournisseurs qui, depuis le début de la crise sanitaire liée à la COVID-19, connaissent une réflexion accrue en raison de leur instabilité. Nous élargissons également ce focus pour intégrer le problème des changements continus dans le processus décisionnel du client, en lien avec les critères et leur priorisation. Ces changements engendrent, en effet, une complexité supplémentaire dans l'adaptation des méthodes traditionnellement employées par le client (Hadian, Chahardoli, Golmohammadi, & Mostafaeipour, 2020).

Pour traiter cette problématique, nous proposons une solution issue de l'hybridation de deux approches : une variante de la méthode traditionnelle d'analyse multicritères qui prend en compte une pondération évolutive des critères et un système d'agents conversationnels (chat-bots) dotés d'un algorithme d'apprentissage par renforcement pour tracer et s'adapter « intelligemment » aux changements continus.

Le reste de l'article est structuré comme suit : La section 2 présente le contexte général et la problématique dans la littérature. La section 3 présente les composants de l'approche proposée d'une manière détaillée. La section 4 expose les résultats avec des discussions de leurs limites. En fin, la section 5 conclut l'article avec des points prospectifs.

2. CONTEXTE ET ÉTAT DE L'ART

2.1 Processus de Sélection Multifournisseurs

Pour livrer les commandes de produits en biens et services aux derniers consommateurs, les flux engagés passent par une ramification de plusieurs canaux impliquant, à leur tour, des liens multiples de type fournisseurs-client (Bai, Kusi-Sarpong, Badri Ahmadi, & Sarkis, 2019). A chaque point de ces relations sont associés des processus décisionnels de sélection de ces fournisseurs (Arioğlu, Sarkis, & Dhavale, 2020) (Figure 1).

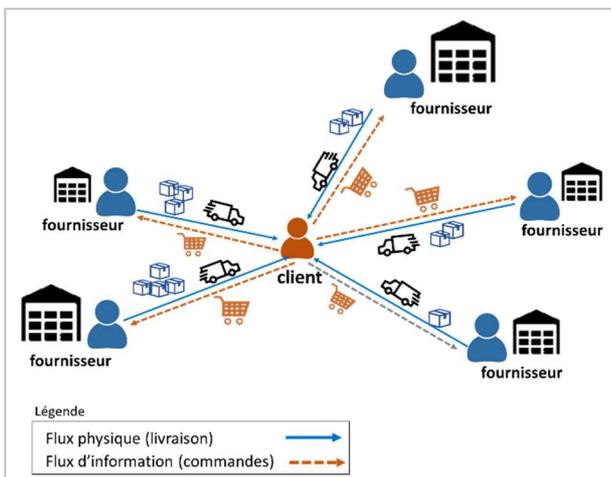


Figure 1: Illustration simplifiée de la relation client-multifournisseurs

Depuis plusieurs années, de nombreuses recherches sur la question ont été consacrées au développement d'approches issues des mathématiques analytiques (Hsu & Hu, 2009), (Rahimi, Kumar, Moomivand, & Yari, 2021), de la simulation (Chien, Lin, & Lin, 2020), (Dobos & Vörösmarty, 2019), des techniques probabilistes et stochastiques (Kulkarni, Bhavsar, Pingale, & Kumbhar, 2017) et des algorithmes d'optimisation (Ben Jouda & Krichen, 2020). Cependant, la plupart de ces travaux sont fondés sur l'hypothèse de critères et préférences inchangés des clients (Memari, Dargi, Jokar, Ahmad, & Rahim, 2019), (Azadfallah, 2017), (Gelderman, Semeijn, & Vluggen, 2017). Seul un nombre limité d'entre eux considèrent les systèmes changeants évolutifs tels que les approches par Processus de la Hiérarchie Analytique (PHA) (Hosseini & Al Khaled, 2019) et les systèmes flous (Wang, Yang, & Cheng, 2019), (Memari, Dargi, Jokar, Ahmad, & Rahim, 2019), (Rahimi, Kumar, Moomivand, & Yari, 2021), (Wang, et al., 2019). Dans ces travaux, deux facteurs clés interviennent dans le processus de sélection; les valeurs des critères et les préférences et la stratégie du client (Azadfallah, 2017). Le facteur risque lié au fournisseur, lui, se confond et se fusionne avec les autres critères en jouant sur leurs priorités dans ces approches (Tavana, et al., 2017). Ces travaux considèrent aussi que ce risque est implicitement pris en compte et souvent « latent » dans leurs modèles (Tusnial, et al., 2020). Très peu d'articles ont procédé à l'isolation du risque fournisseur, nous citons (Su & Chen, 2018) et (Torres-Ruiz &

Ravindran, 2018). Or, la fonction achat est, de plus en plus, un levier stratégique pour n'importe quelle entreprise aujourd'hui (Azadfallah, 2017). En achat 5.0, une fonction achat mature ne peut se faire sans intégrer distinctement une stratégie d'aversion au risque fournisseur en employant, pertinemment, les voies digitales avancées (Allal-Chérif, 2019). Les relations client-fournisseurs évoluent, les attentes ne sont plus les mêmes et le pouvoir des marchés des fournisseurs est, de plus en plus important (Hosseini & Al Khaled, 2019). Avec l'avènement de la crise sanitaire de la COVID-19, le besoin de cette stratégie axée sur l'aversion au risque, s'intensifie et remet en question les approches traditionnelles (Zaoui, Hamou-ou-Brahim, Zhou, Omrane, & Huang, 2021).

2.2 Risque Fournisseur (cas post COVID-19)

De par sa nature, le processus décisionnel de sélection des fournisseurs, est ouvert à un assortiment de risques incluant des perturbations géopolitiques, commerciales, technologiques et environnementales (Bonet, et al., 2014), (Sharma, Luthra, Joshi, & Kumar, 2020), (Hsu & Hu, 2009), (Chehbi-Gamoura, 2019). Le risque fournisseur est un terme générique qui englobe plusieurs de ces perturbations tels que l'arrêt des opérations, la fluctuation des prix, les ruptures de stock, les inflations, le stoppage de service et bien d'autres (Boucher, Boudarel, & Poyard, 2014), (Ivanov & Dolgui, 2020). Historiquement, le focus sur ce type de risque a pris une grande importance depuis la crise financière de 2008 qui a causé des dommages ressentis (Singh, et al., 2020). Depuis plusieurs mois, nous vivons une situation similaire en raison de la pandémie de la COVID-19. Des recherches récentes publiées dans (Liu, et al., 2020) prédisent une perturbation de l'économie à l'échelle mondiale qui causerait une décadence considérable, en particulier dans les chaînes des achats impliquant des activités manuelles comme la fabrication réalisée ou assistée par l'homme (Ghariani & Younes, 2019), (Ghadge, Jena, Kamble, Misra, & Tiwari, 2020).

Les politiques de confinement pratiquées par les pays, les protocoles de distanciation ainsi que l'isolement des « cas contacts » dans les protocoles sanitaires ont fortement impacté ces chaînes

(Lazzeri & Fabbe-Costes, 2014), (Javaid, et al., 2020). Ces pratiques ont eu des impacts entraînant des problèmes d'acheminement des commandes et des réductions de service des livraisons dans plusieurs secteurs (Zaoui, Hamou-ou-Brahim, Zhou, Omrane, & Huang, 2021). Toutefois, ces fournisseurs n'avaient pas tous le même niveau d'agilité et d'adaptation pour y faire face (Singh, et al., 2020). Certains ont été plus touchés que d'autres au point de stopper leurs livraisons, notamment dans les livraisons des derniers kilomètres dans les agglomérations (Zaoui, Hamou-ou-Brahim, Zhou, Omrane, & Huang, 2021). Ceci a naturellement orienté les industriels et les chercheurs vers la réflexion à la criticité du facteur risque fournisseur (Torres-Ruiz & Ravindran, 2018). Par exemple, un constructeur automobile Français avait modifié son processus achat et avait ajouté des analyses supplémentaires du risque fournisseur, en particulier le critère "situation géographique" lors de la première vague de la crise COVID-19 (avril-mai 2020). Cette décision a été prise par le constructeur en réponse au verrouillage et l'arrêt complet des transports d'import/export et de la fermeture des frontières entre la France et d'autres pays européens dont l'Italie.

Dans l'absence d'une solution efficace à ces problèmes dans la littérature existante, l'approche que nous proposons vient combler ce besoin. La section qui suit expose ses fondements et ses différents composants.

3. APPROCHE PROPOSEE

Avant d'aborder la description de l'approche, nous introduisons ses concepts de base dans les sous-sections suivantes.

3.1 Concepts de base

3.1.1 Analyse Décisionnelle Multicritères

Le mécanisme de la décision de sélection des fournisseurs est associé à celui de la prise de décision en prenant en compte plusieurs critères rattachés aux fournisseurs, ce qui lui vaut la caractérisation du terme « multicritères » (Memari, Dargi, Jokar, Ahmad, & Rahim, 2019). Il s'agit bien de l'un des processus décisionnels les plus complexes compte tenu de plusieurs points de

difficultés (Hosseini & Al Khaled, 2019). Parmi ces points : l'hétérogénéité des critères quantitatifs et qualitatifs, les critères et les préférences changeants dans le temps, les préférences implicites des clients (non connus dans les systèmes d'information), l'évaluation subjective due à l'intervention de l'humain, et bien d'autres points plus complexes (Hsu & Hu, 2009).

Les approches appelées méthodes d'Analyse Décisionnelle Multicritères (ADMC) rassemble les techniques qui étudient et analysent ce mécanisme à la recherche d'une ou plusieurs solutions optimales au sens du Pareto (Gupta, et al., 2019). Cependant, la complexité des modèles multicritères dans ces mécanismes augmente en fonction des critères, de leur nombre, des secteurs d'activité, des produits, des stratégies appliquées par les parties prenantes, des caractéristiques des livraisons, ainsi que des dimensions des flux d'approvisionnement et le nombre de fournisseurs engagés (Bai, Kusi-Sarpong, Badri Ahmadi, & Sarkis, 2019), (Azadfallah, 2017). Selon les clients, les industries et les pays impliqués, cette complexité peut s'étendre pour intégrer, plus ou moins, de nouvelles dimensions liées aux critères de l'environnement (exemple ; l'emprunte carbone des fournisseurs (Gama, et al., 2020), (Bonet, et al., 2014)), des critères sociaux (exemple ; indicateurs RSE*1) ((Tusnial, et al., 2020), des critères stratégiques des gouvernements (exemple ; privilégier les produits locaux) (Gelderman, Semeijn, & Vluggen, 2017), et bien d'autres critères. Cette complexité compromet la faisabilité de ces techniques d'analyse multicritères qui deviennent, de plus en plus, incapables de modéliser et solutionner le problème de décision (Tusnial, et al., 2020).

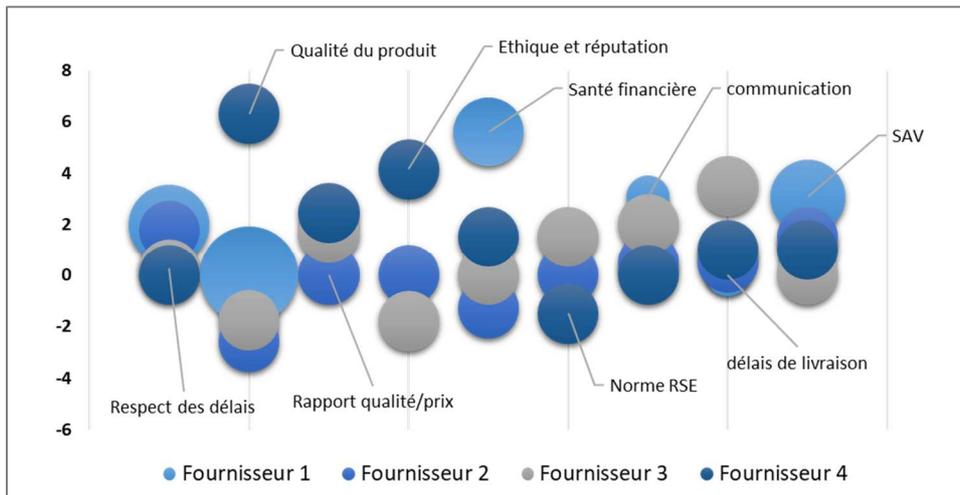
Recenser tous les critères dans les processus de sélection de tous les secteurs d'activités pourrait donner lieu à une liste qui dépasserait le cadre d'un seul article. Figure 2 illustre des présentations simplifiées des positionnements de quatre fournisseurs selon des valeurs quantifiées et normalisées d'un ensemble de critères. Dans la liste (Figure 2, a), nous répertorions, à titre illustratif, les plus pertinents parmi ceux fréquemment analysés dans le secteur de l'industrie manufacturière. Ces présentations, bien que simplifiées, elles montrent bien la difficulté de la sélection d'un ou plusieurs

fournisseurs au vu du nombre et la diversité des critères. Le graphe à bulles (Figure 2, b) place les quatre fournisseurs horizontalement sur l'axe des critères. Chacun des fournisseurs peut être avantageux pour un critère mais désavantageux pour un autre, simultanément. Il est donc très difficile, voire impossible, de décider d'un

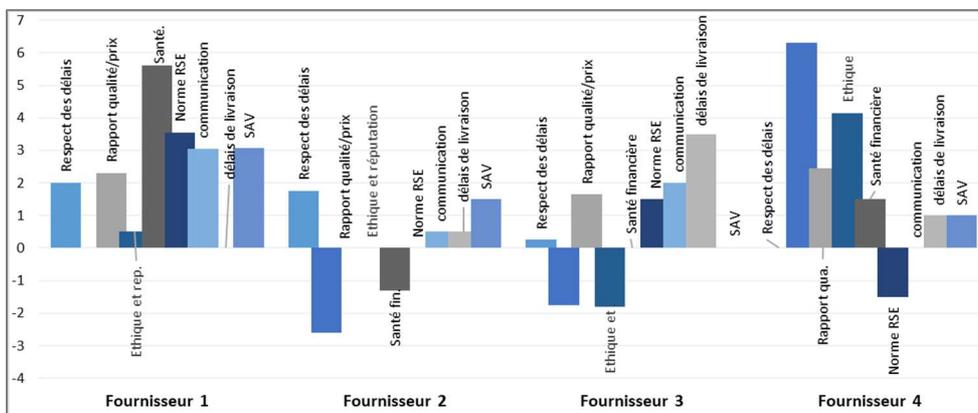
classement holistique sans passer par une analyse multicritère à Pareto. Quant au graphe à barres (Figure 2, c), il donne une autre vue qui met en évidence les valeurs des critères regroupés pour chaque fournisseur. Dans cette vue aussi, il est impossible de décider quel fournisseur privilégier.

Critères	Type	Echelle	Fournisseur 1	Fournisseur 2	Fournisseur 3	Fournisseur 4
Respect des délais	Qualitatif	3	Fort	Moyen	Admis	Aléatoire
Qualité du produit	Qualitatif	3	Excellente	Acceptable	Moyenne	Excellente
Rapport qualité/prix	Quantitatif	>100 €/U	325 €	220 €	165 €	300 €
Ethique et réputation	Qualitatif	4	Très bonne	Admise	Admise	Bonne
Santé financière	Quantitatif	>1M€ CA	5.6	-1.3	0	1.5
Norme RSE	Binaire	Oui/Non	3.55	0	1.5	-1.5
communication	Qualitatif	4	Intense	Bas	Acceptable	Aucun
délais de livraison	Quantitatif	<20 jours	10 jours	12 jours	19 jours	11 jours
SAV	Qualitatif	3	permanent	Temporaire	permanent	Aucun
géo-position	Quantitatif	<1000 km	140 km	500 km	350 km	800 km

(a)



(b)



(c)

Figure 2. Présentations simplifiées illustratives de la difficulté de classement de quatre fournisseurs selon 10 critères: (a) liste des 10 critères avec leurs caractéristiques et valeurs des offres fournisseurs, (b) positionnements des fournisseurs par critère, (c) positionnement de chaque fournisseur pour l'ensemble des critères regroupés.

Plusieurs algorithmes traduisant les approches traditionnelles issues des mathématiques et de la recherche opérationnelle existent déjà dans la littérature (Hsu & Hu, 2009), (Dobos & Vörösmarty, 2019), (Azadfallah, 2017), (Rahimi, Kumar, Moomivand, & Yari, 2021)). Dans le sens où ces approches cherchent à trouver l'optimum pour atteindre un objectif au sens du Pareto, ces méthodes peuvent procéder par deux manières : soit par agrégation, soit par sur-classement (Tavassoli, et al., 2018).

L'approche la plus connue fondée sur l'agrégation est celle des sommes pondérées qui connaît ses applications dans plusieurs autres domaines de tels que la gestion de projets (Marques, et al., 2011) et les processus de maintenance (Ighravwe & Oke, 2019). Le point fort de cette méthode vient de sa simplicité d'application mais son inconvénient réside dans la pondération qui reste subjective et sensible à la fonction de normalisation appliquée (Tusnial, et al., 2020). L'autre méthode fondée sur l'agrégation est celle des Processus Analytique Hiérarchique (PAH) (Gama, et al., 2020). Elle est largement appliquée, notamment dans les problèmes de sélection complexes (Hosseini & Al Khaled, 2019). Son avantage est sa possibilité de décomposer et traiter les critères composés. Cependant, ceci présente également son désavantage puisqu'elle devient difficilement explorable dans un milieu de grand nombre de critères et sous-critères (Gama, et al., 2020).

Les approches fondées sur le sur-classement, quant à elles, sont connues à travers les méthodes ELECTRE (Tavassoli, et al., 2018), PROMETHEE (Azadfallah, 2017) ou encore MACBETH (BANA Consulting, 2020). Elles sont simples d'utilisation car reposent sur les liens de préférences et les concepts de concordance qui remplacent le caractère subjectif des méthodes d'agrégation. Leur majeur handicap, en revanche, revient à leur incapacité à conclure de la solution optimale (Azadfallah, 2017).

Bien qu'elles sont largement appliquées en littérature et en industrie, ces deux approches traditionnelles, qu'elles soient par agrégation ou par sur-classement, partagent toutes, des grands obstacles connus : Le premier est lié au caractère changeant des paramètres du modèle multicritère

comme les préférences et l'ensemble des critères empêchant la construction d'un modèle valide et stable (Tavassoli, et al., 2018). Le second est associé à la particularité computationnelle de ces méthodes qui est traduite par l'explosion combinatoire, un problème connu en systèmes informatisés (Rahimi, Kumar, Moomivand, & Yari, 2021).

Par conséquent, depuis plusieurs années nous constatons, de plus en plus, de travaux qui se tournent vers des approches et heuristiques alternatives issues de la recherche opérationnelle (Dobos & Vörösmarty, 2019), de l'Intelligence Artificielle ((Chehbi-Gamoura, et al., 2020), (Cavalcante, et al., 2019)), ou encore des ensembles flous (Memari, Dargi, Jokar, Ahmad, & Rahim, 2019), (Rahimi, Kumar, Moomivand, & Yari, 2021), (Wang, et al., 2019). Table 1 propose une macro-synthèse simplifiée des principales approches suivant une classification inspirée de celles de (Memari, Dargi, Jokar, Ahmad, & Rahim, 2019) et de (Zimmer, et al., 2016).

Dans l'approche que nous proposons, nous avons opté pour la méthode la plus simple en implémentation mais aussi la plus disposée à supporter l'impact des changements dans les facteurs risques des fournisseurs. Il s'agit de la Méthode de la Somme Pondérée (MSP), également utilisée dans (Rani & Mishra, 2020), (Tusnial, et al., 2020), et de nombreux autres travaux.

Tableau 1 : Macro-synthèse des approches d'analyse multicritères inspirée par les classifications de (Memari, Dargi, Jokar, Ahmad, & Rahim, 2019) et (Zimmer, et al., 2016)

Classification	Approche / méta-approche / Technique	Références pertinentes
Analyses mathématiques	Processus Analytique Hiérarchique (PAH) ¹	(Hosseini & Al Khaled, 2019), (Pishchulov, Trautrimis, Chesney, Gold, & Schwab, 2019), (Winarso, Syarif, & Untari, 2021)
	Processus Analytique Hiérarchique Flou (PAH) ²	(Ho, Ooi, Wan, & Andiappan, 2021), (Tsai & Phumchusri, 2021), (Gama, Alves, & Oliveira, 2020)
	Processus des Réseaux Analytiques (PRA) ³	(Hsu & Hu, 2009), (Shukla, Garg, & Agarwal, 2018), (Giannakis, Dubey, Vlachos, & Ju, 2020)
	Approche TOPSIS ⁴	(Li, Fang, & Song, 2019), (Lei, Wei, Gao, Wu, & Wei, 2020), (Okwu & Tartibu, 2020)
	Approche TOPSIS floue ⁵	(Memari, Dargi, Jokar, Ahmad, & Rahim, 2019), (Bera, Jana, Banerjee, & Nandy, 2021), (Ou, Zhang, Ou, & Xu, 2020)
	Analyse d'Enveloppement des Données (AED) ⁶	(Dobos & Vörösmarty, 2019), (Pratap, Daultani, Dwivedi, & Zhou, 2021), (Pantha, Islam, Akter, & Islam, 2020)
	Approches PROMETHEE ⁷	(Azadfallah, 2017), (Akram & Shumaiza, 2021), (Prabhu, Chaudhari, Pathak, & Rajhans, 2018)
	Approches ELECTRE ⁸	(Tavassoli, Darestani, & Tavassoli, 2018), (Costa, Govindan, & Figueira, 2018), (Galo, Calache, & Carpinetti, 2018)
	Méthodes basées sur l'Entropie (EFP)	(Rahimi, Kumar, Moomivand, & Yari, 2021), (Wang, Li, & Li, 2021), (Jin, et al., 2018)
	Approches d'Analyse Matricielle des jugements (AAM)	(Gelderman, Semeijn, & Vluggen, 2017), (Cao, Wu, & Liang, 2015)
Approches par Ensembles Flous (AEF)	(Wang, Yang, & Cheng, 2019), (Wu, Lin, Barnes, & Zhang, 2020), (Yu, Li, & Merigo, 2016)	
Analyses quantitatives	Approche DELPHI	(Gama, Alves, & Oliveira, 2020), (Sultana, Ahmed, & Azeem, 2015), (Luzon & El-Sayegh, 2016)
	Approches par Déploiement de la Fonction Qualité (DFQ)	(Tavana, Yazdani, & Di Caprio, 2017), (Bottani, Centobelli, Murino, & Shekarian, 2018)
Intelligence Artificielle	Optimisation par Essais de Particules (OEP) ⁹	(Li, et al., 2018), (Xu & Ding, 2014), (Khaldi, Afia, & Chiheb, 2019), (Singh & Kumar, 2021)
	Algorithmes Génériques (AG)	(Ben Jouda & Krichen, 2020), (Klinmalee, Naenna, & Woarawichai, 2020), (Labbi, Ahmadi, Ouzizi, & Douimi, 2020)
	Approches hybrides SWOT et Intelligence Artificielle	(Baali, Hamzane, Moutachaouik, & Marzak, 2021)

3.1.2 Bots Conversationnels (Chat-bots)

Les « chat-bots », aussi appelés « agents conversationnels » ou « agents dialogueurs », ou encore les « bots conversationnels » envahissent les applications web et les systèmes d'entreprise dans la société moderne (Cuayáhuatl, Lee, Ryu, & Cho, 2019). Le terme est souvent confondu avec l'appellation commerciale « Assistants virtuels » (Kulkarni, Bhavsar, Pingale, & Kumbhar, 2017). Les chat-bots sont des entités dotées de comportement autonome ou semi-autonome de type « logiciel », capables de raisonner, de mener des actions et

d'établir des communications. Les formes de dialogue peuvent être implicites ou explicites entre les bots ainsi qu'avec les humains (Van Pinxteren, Pluymaekers, & Lemmink, 2020)). Ces entités peuvent être intégrées dans des supports physiques ou matériels, comme Amazon Echo® intégrant le bot

Alexa®. Le support de dialogue avec les humains se fait via les technologies des Interfaces Homme-Machine (IHM) qui peut passer par le canal vocal, le canal textuel ou bien les deux simultanément ou alternativement (Kulkarni, Bhavsar, Pingale, &

¹ En anglais: Hierarchical Analytical Process (HAP)

² En anglais: Fuzzy Hierarchical Analytical Process (FHAP)

³ En anglais: Analytical Network Process (ANP)

⁴ En anglais : Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS)

⁵ En anglais: Fuzzy Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution (Fuzzy TOPSIS)

⁶ En anglais: Data Envelopment Analysis (DEA)

⁷ En anglais: Preference Ranking Organisation METHod for Enrichment Evaluations (PROMETHEE)

⁸ En anglais: ELimination Et Choice Translating REALity (ELECTRE)

⁹ En anglais : Particle Swarm Optimization (PSO)

Kumbhar, 2017). Le support de dialogue entre bots, quant à lui, se fait par les voies des technologies Machine-Machine (M2M) (Figure 3).

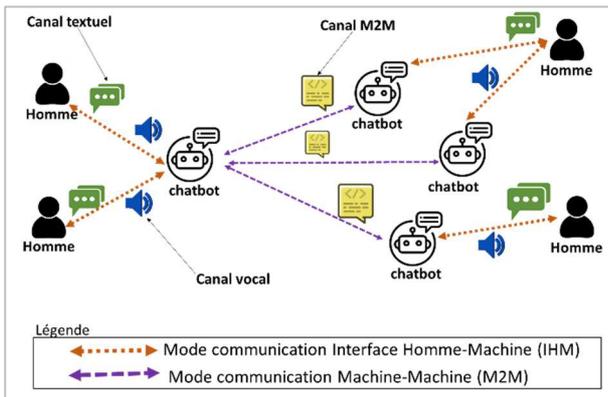


Figure 3: Modèle simplifié d'un système intégré de chat-bots

Un système intégré à base de chat-bots se situe techniquement à l'intersection de trois concepts :

1. Les systèmes adaptatifs à base d'agents issus de l'Intelligence Artificielle Distribuée (IAD) (Cuayáhuitl, Lee, Ryu, & Cho, 2019),
2. Les systèmes communicatifs d'interfaces homme-machine (IHM) de l'informatique,
3. Les systèmes de Traitement du Langage Naturel (TLN)¹⁰ issus de l'Intelligence Artificielle et les linguistiques (Cuayáhuitl, Lee, Ryu, & Cho, 2019).

Plus qu'un simple agent logiciel, un chat-bot dispose de fonctionnalités supplémentaires liées à la couche de communication homme-machine ainsi que des fonctionnalités de discernement et traitement du langage naturel humain (Ricciardelli & Biswas, 2019).

Les chat-bots sont souvent confondus avec les systèmes multi-agents (SMA), une comparaison entre les deux technologies s'impose, donc. Les SMA ont pour objectif de faire émerger « l'intelligence » dans la résolution des problèmes à partir des interactions (approche systémique) (Kulkarni, Bhavsar, Pingale, & Kumbhar, 2017). Ils sont dotés de capacités d'auto-organisation et d'évolution à partir de l'environnement sans forcément intégrer les acteurs « humains » ni interagir avec eux. En

revanche, les chat-bots eux, ont pour objectif de centrer leurs interactions pour s'adapter et adapter les comportements des humains, sans forcément baser le traitement sur l'intelligence collective (Van Pinxteren, Pluymaekers, & Lemmink, 2020). D'où leur intégration des capacités de traitement de la parole/texte via les techniques du traitement du langage naturel (Vijayakumar, Rahim, Ahmi, & Rahman, 2019). Leur utilisation couvre des applications allant du divertissement aux services client en entreprises (Sheehan, Jin,, & Gottlieb, 2020). Tandis que leurs applications en industrie et les chaînes logistiques, elles se font plus rares. Nous retrouvons seulement quelques travaux en gestion des clients (Lazzeri & Fabbe-Costes, 2014), (Song, Yang, Huang, & Huang, 2019) et en gestion des transports (Kuberkar & Singhal, 2020). Cette technologie qui existe depuis plusieurs années connaît, depuis peu, une effervescence applicative causée principalement par les avancements technologiques en traitement du langage naturel. Elle est largement appliquée dans le milieu médical en raison de leur intérêt d'aide aux médecins en diagnostic communicatif aux patients (Vaidyam, Wisniewski, Halamka, Kashavan, & Torous, 2019), ainsi qu'en marketing et services après ventes pour communiquer avec les consommateurs (Sheehan, Jin,, & Gottlieb, 2020). Toutefois, à ce jour, aucune application n'a fait, à notre connaissance, l'objet d'une publication dans le milieu de sélection des fournisseurs ou l'automatisation des processus achat. L'un des rares travaux, que nous avons consultés, qui se rapproche de ce sujet est celui référencé dans (Cui, Li, & Zhang, 2021). Les auteurs emploient, en effet, des chat-bots dans l'étude de l'impact de l'automatisation dans les stratégies de fixation des prix des fournisseurs. Une autre publication de (Makkar, Devi, & Solanki, 2019) applique également les chat-bots pour le passage de commandes, la négociation des remises, la réalisation des transactions financières ainsi que le déclenchement de signaux d'alerte en cas d'erreurs ou de conflits. Le reste des travaux en lien avec le client, concernent majoritairement l'utilisation des chat-bots dans le domaine du service client comme

¹⁰ En anglais : Natural Language Processing (NLP)

l'automatisation du marketing et le marketing interactif (Pradana, Goh, & Kumar, 2018).

Dans notre approche, l'application des chat-bots pourrait bénéficier de leurs capacités héritées de deux éléments clés : leur capacité d'adaptation pour faire face aux changements des critères et les priorisations par rapport au facteur risque, et leur capacité de communication multi-acteurs des systèmes homme-machine et machine-machine pour interagir avec les acteurs (humains) (Van Pinxteren, Pluymaekers, & Lemmink, 2020). D'autres avantages peuvent être, également, leurs capacités de négociation et de gestion des situations conflictuelles (Sheehan, Jin,, & Gottlieb, 2020). Dans les modèles de relations multi-acteurs, ils peuvent être assimilés aux acteurs pouvant être amenés à apprendre de l'environnement et à mener des échanges et négociations dans le processus de sélection des fournisseurs d'une manière automatisée ou semi-automatisée.

Pour des fins d'apprentissage et adaptabilité, les chat-bots ont la capacité d'endosser un ou plusieurs algorithmes d'apprentissage automatique. L'un des algorithmes les plus proposés, dans la littérature, est celui de l'Apprentissage par Renforcement (AR)¹¹. Nous avons opté pour cet algorithme dans notre approche. Nous présentons nos motivations dans la section qui suit.

3.1.3 Apprentissage par Renforcement

L'apprentissage par renforcement est une sous-classe d'algorithmes appartenant à la branche de l'apprentissage automatique de l'IA (Chehbi-Gamoura, 2021). L'algorithme fonctionne avec un mécanisme de sélection de l'action la plus optimale qui privilégie la maximisation des « récompenses » de l'environnement (Chien, Lin, & Lin, 2020) (Figure 4).

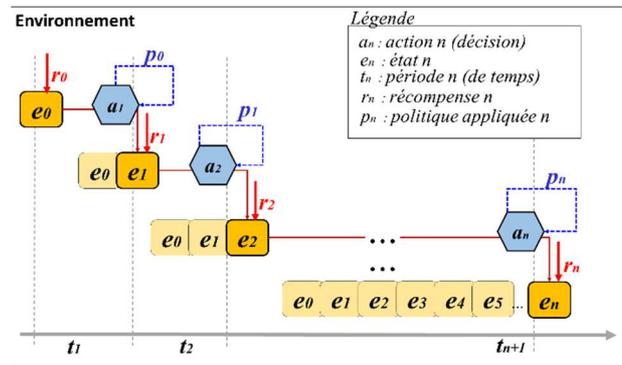


Figure 4: Mécanisme de l'apprentissage par renforcement

Les approches par renforcement sont communément déployées dans des entités agents ou bots, mais peuvent aussi opérer directement d'une manière incorporée dans un système embarqué ou un système intégré de type « pure-soft » (Guo, Thompson, Foliente, & Peng, 2021). Simples d'implémentation, l'algorithme est souhaitable dans la résolution des problèmes de hautes dimensions et changeants tels que la planification dynamique multi-ressources (Cuayáhuitl, Lee, Ryu, & Cho, 2019) et l'ordonnancement multitâches (Ricciardelli & Biswas, 2019), ou encore les problèmes d'optimisation qui souffrent d'explosion combinatoire ou des optimums locaux (Chien, Lin, & Lin, 2020).

Historiquement, l'approche est fondée sur les processus de décision markovien des mathématiques appliquées et avait été conçue pour supporter l'optimisation et la décision des systèmes dynamiques (Lee, Chou, & Huang, 2022). C'est pourquoi l'apprentissage par renforcement est principalement utilisé dans les environnements complexes et dynamiques à haute variabilité (changements) (Cuayáhuitl, Lee, Ryu, & Cho, 2019).

Dans le contexte de notre approche, nous sommes partis d'une analogie simple entre les deux processus de sélection : le processus de sélection de l'action optimale en fonction des récompenses dans l'apprentissage par renforcement et le processus de sélection des fournisseurs en fonction des critères et le risque dans la relation client-fournisseurs.

¹¹En anglais : Reinforcement Learning (RL)

Les travaux de recherche qui se servent de l'apprentissage par renforcement dans la sélection des fournisseurs sont amples. Nous les classons dans trois catégories :

1. Les travaux qui emploient l'apprentissage par renforcement pour soutenir les décisions de sélection ou évaluation des fournisseurs dans leurs offres. Ces recherches ont recours à l'algorithme pour son aspect computationnel dans les opérations de ventes (Kim, Bilsel, & Kumara, 2008),
2. Les travaux qui appliquent l'apprentissage par renforcement pour soutenir les décisions du client dans le classement des offres. Ces travaux voient dans cet algorithme un moyen pour remédier aux limites des méthodes multicritères dans l'amélioration de l'action de décision du client tels que (Vahidi, Torabi, & Ramezankhani, 2018).

Toutefois, si on se positionne sur un niveau plus général des travaux liés aux chaînes logistiques, les travaux en apprentissage par renforcement semblent être orientés vers les problèmes d'ordonnancement complexes (Chien, Lin, & Lin, 2020), (Wang, Sarker, Li, & Li, 2020), (Hwang & Jang, 2020)).

Sur un niveau plus bas de la chaîne couvrant les fonctions d'achat, d'une part nous ne trouvons aucun des travaux ayant fait usage du risque fournisseur dans le processus d'apprentissage. D'autre part, seuls quelques rares et récents travaux se sont focalisés sur ces approches d'apprentissage par renforcement des chat-bots dans le contexte de l'industrie, telles que (Garg, Kiwelekar, Netak, & Bhate, 2021) et (Permatasari & Maharani, 2021).

Défini comme l'algorithme le plus prédominant dans l'apprentissage par renforcement, le Q-learning est probablement l'un des plus utilisés dans la littérature académique et les applications industrielles liés à l'apprentissage par renforcement (Lee, Chou, & Huang, 2022). Nous avons fait le choix de cet algorithme (Q-learning) pour deux raisons : L'algorithme est souhaitable pour les politiques qui changent continuellement. Il est également simple à implémenter et ne demande pas d'étapes fastidieuses de préparations de données.

3.2 Modèle Proposé

3.2.1 Description de l'architecture

Comme nous l'avons évoqué dans la section précédente, nous avons fait le choix de combiner trois concepts, ce qui a donné lieu à trois composants :

1. Composant des acteurs : constitué de l'ensemble des bots conversationnels qui ont pour rôle de réifier les comportements des acteurs humains (client et fournisseurs) dans le processus de sélection. Dans la relation client-multifournisseurs, le client est représenté par le bot conversationnel « client-bot ». Les fournisseurs eux, sont représentés chacun par un bot conversationnel nommé « fournisseur-bot ». Ces bots virtuels ont, bien entendu, la capacité de communiquer avec leurs acteurs représentés (humains). Le bot client a l'accès à une mémoire évolutive (appelée « tableau noir évolutif »).
2. Composant d'analyse : contient la méthode de la somme pondérée (MSP) pour l'analyse multicritères qui apparaîtra dans notre plateforme comme le moteur (MSP-engine). Ce moteur aura pour rôle d'incorporer le mécanisme d'analyse des critères pour la sélection. Le bot client aura besoin de la table des critères et de leurs préférences qui peuvent évoluer dans les périodes (temps).
3. Composant d'apprentissage : comporte l'algorithme Q-learning qui figurera dans notre plateforme comme le moteur d'apprentissage par renforcement (QL-engine). Ce moteur aura pour fonction d'assimiler l'optimisation des décisions compte tenu du risque fournisseur perçu.

Dans le modèle proposé, chaque client essaie de déterminer la répartition des quantités à commander à un ensemble de fournisseurs. Étant donné le nombre variable de fournisseurs et les priorités des critères, l'opération de sélection et d'évaluation des risques change constamment. L'ensemble des critères représente un ensemble de séries de paramètres avec des valeurs séquentielles dans le temps, notamment les prix, les stocks, la qualité du produit, les modes des contrats, etc.

Figure 5 donne la méta-architecture de ces composants et les liens entre eux.

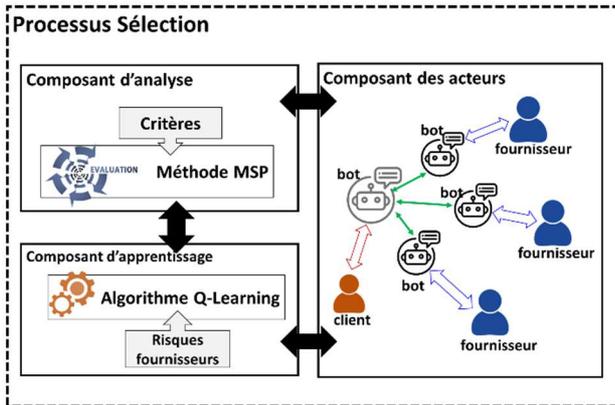


Figure 5: Méta-architecture des composants de l'approche proposée

3.2.2 Description du scénario type

Soit la notation suivante pour décrire l'ensemble des acteurs dans notre système :

$$\text{systeme:} \begin{cases} \text{bots clients: } \langle CBot \rangle \\ \text{bots fournisseurs: } F = \begin{cases} \langle F_1 Bot \rangle \\ \langle F_2 Bot \rangle \\ \langle F_3 Bot \rangle \\ \dots \\ \langle F_n Bot \rangle \end{cases} \end{cases} \quad (1)$$

avec $\{f_1, f_2, f_3, \dots, f_N\}$ les identifiants des N fournisseurs impliqués dans la relation et le processus.

Le scénario de base dans le processus de sélection dans la relation fournisseur(s)-client est décrit comme suit :

Pour une période définie p , le bot $\langle CBot \rangle$ passe une requête pour un besoin de commande à l'ensemble des N fournisseurs. Soit la notation:

$$\forall i \in \{1, 2, 3, \dots, n\} \quad \langle CBot \rangle \xrightarrow{\text{requete}} \langle F_i Bot \rangle \quad (2)$$

Les bots fournisseurs répondent ensuite avec leurs propositions sans qu'ils aient le partage d'information ou qu'ils communiquent les uns les autres. Soit la notation:

$$\forall i \in \{1, 2, 3, \dots, n\} \quad \langle F_i Bot \rangle \xrightarrow{\text{reponse}} \langle CBot \rangle \quad (3)$$

Suite aux réceptions des réponses, $\langle CBot \rangle$ lance l'évaluation des offres selon l'instance de priorités des critères en activant le moteur (MSP-engine). Ce moteur procède à l'analyse et classification des fournisseurs par pondération en faisant appel, à son tour, au moteur de l'apprentissage (QL-engine) pour indiquer les fournisseurs sélectionnés. Le QL-engine repose sur l'algorithme d'apprentissage par renforcement qui oriente la décision selon la récompense indiquée par le risque fournisseur perçu. Figure 6 donne le schéma général de la plateforme et interactions entre ses composants et leurs contenus.

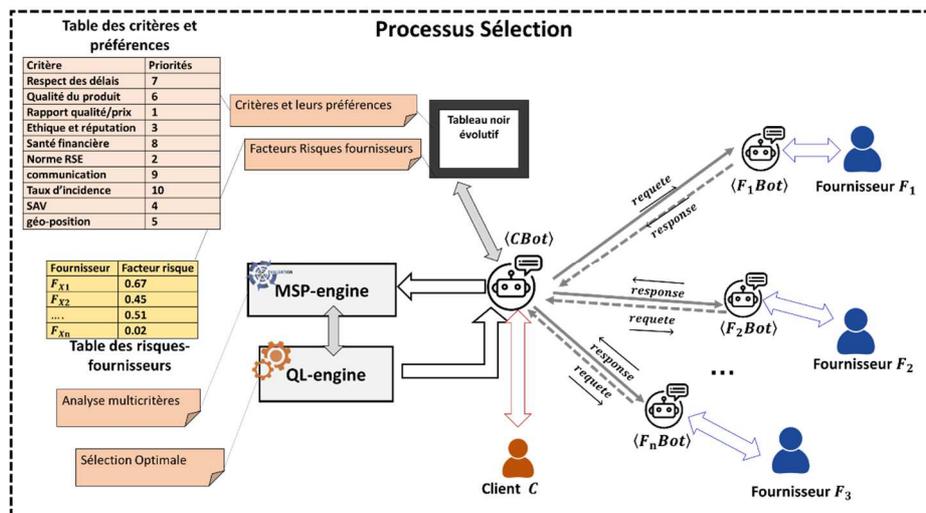


Figure 6: Illustration simplifiée d'un scénario type de l'approche proposée

3.3 Formulation

3.3.1 Critères et pondérations

Soit l'ensemble C des K critères pris en compte par le client à une période t . Soit la notation :

$$\forall t$$

$$C = \{\beta_k^t\}_{k \in \{1, \dots, K\}} \quad (4)$$

L'ensemble des critères C est composé de deux sous-ensembles :

- Le sous-ensemble Ω des L critères relatifs au produit objet de la sélection. Ces critères évoluent dans le temps (périodes) et sont contenus dans les réponses des fournisseurs à chaque requête d'une nouvelle commande (exemples ; qualité du produit, rapport qualité prix, emballage, normes, etc.). Pour chaque fournisseur et chaque période t , soit la notation :

$$\forall t$$

$$\forall f_n \in F$$

$$\Omega \subset C \wedge \Omega = \{\phi_n^t\}_{n \in \{1, \dots, L < K\}} \quad (5)$$

- Le sous-ensemble Υ des M critères relatifs à l'offre des fournisseurs. Ces critères sont évalués par le client d'une manière évolutive et peuvent changer en fonction des informations liées aux fournisseurs et l'historique de la relation (exemples ; respect des délais de livraison, éthique et réputation, norme RSE, SAV¹², géo-position, etc.). Soit la notation :

$$\forall t \wedge \forall f_n \in F$$

$$\Upsilon \subset C \wedge \Upsilon = \{u_n^t\}_{n \in \{1, \dots, M < K\}} \quad (6)$$

Nous présentons, dans ce qui suit, deux critères types de chacun de ces deux sous-ensembles. Ces deux critères nous les avons choisis arbitrairement dans le contexte de la crise sanitaire COVID-19. Ils ont, en effet, changé les politiques appliquées par les clients pour des raisons liées aux restrictions sanitaires pandémiques. Ce sont également deux parmi les critères les plus pertinents, selon nos recherches, et que l'on peut trouver dans presque

tous les modèles multicritères (Tusnial, Sharma, Dhingra, & Routroy, 2020). Toutefois, l'ensemble des critères ne peut être limité dans une liste exhaustive, il dépend fortement des clients et des secteurs d'activités, du type de produit commercialisé, du type d'industrie, des pays, etc. :

1. *Critère qualité du produit* : Appartient au sous-ensemble des critères de produit Ω . Il peut être de type qualitatif quantifiable ou directement quantitatif. La quantification se fait par le client sur sa grille des caractéristiques souhaités ou en réponses à ses exigences. Comme nous l'avons déjà évoqué, l'évaluation de ce critère a été fortement impactée par la crise sanitaire. Par exemple, durant la période de confinement strict, et devant la fermeture d'un nombre de pays dont la Chine, plusieurs clients ont vu leurs listes de fournisseurs se limiter à ceux localisés dans le même pays. Ceci a impacté, par conséquent, la limitation de l'offre de la qualité du produit pour essayer de la maximiser. Les clients ont été amenés, donc, à réexaminer de près la qualité des produits. Pour une période t et pour chaque fournisseur, soit la notation :

$$\forall t \wedge \forall f_n \in F \wedge \phi_n^t \in \Omega$$

$$(\phi_n^t) \uparrow^{maximiser} \quad (7)$$

Lorsque la rupture de stock se produit et que le contrat est toujours en cours, il est habituel que les fournisseurs pratiquent la substitution de produits de deux manières selon les termes de leurs contrats (Tusnial, Sharma, Dhingra, & Routroy, 2020). Nous modélisons cette politique de substitution dans notre modèle selon les deux modes connus. Dans le cas d'indisponibilité du produit, le fournisseur propose un produit substitut de remplacement, soit avec une qualité inférieure ϕ_n^{t-} mais avec un prix inférieur également, soit un substitut de qualité supérieure ϕ_n^{t+} mais avec le même prix. Soit la notation :

$$\forall t \wedge \forall f_n \in F \wedge \phi_n^t \in \Omega \wedge \phi_n^t \in \Omega$$

$$\phi_n^t = (\phi_n^{t-}, \phi_n^{t+}) \uparrow^{maximiser} \quad (8)$$

¹² SAV : Service Après-Vente

2. Critère de géolocalisation du fournisseur : Appartient au sous-ensemble des critères relatifs à l'offre des fournisseurs Y . Ce critère est généralement de type quantitatif. Selon la stratégie du client mais aussi selon les exigences de certains pays, ce critère peut avoir un impact considérable dans la sélection. De même pour ce critère, son évaluation et son poids ont été amplement affectés par la crise du COVID-19. Durant la période de confinement, certains clients avaient clairement une préférence pour les fournisseurs de proximité (Lu, Peng, & Lu, 2021). Le client, dans cette situation, cherche à minimiser ce critère. Pour une période t et pour chaque fournisseur, soit la notation :

$$\forall t \wedge \forall f_n \in F \wedge v_n^t \in Y \\ (v_n^t) \uparrow^{maximiser} \quad (9)$$

Le client-bot ($CBot$) attribue un vecteur Γ de poids non négatifs à l'ensemble des critères L (liés au produits) et M (liés aux fournisseurs) en se basant sur les préférences pour chaque critère dans la période. Comme nous l'avons déjà fait remarquer, ces préférences changent d'une période à une autre, compte tenu des risques changeants, entre autres, ceux liés à la COVID-19. Soit la notation :

$$\forall t \\ \Gamma = (\alpha_k^t)_{k \in \{1, K\}} \quad (10)$$

3.3.2 Fonction objective

Soit d_n^t les quantités estimées par ($CBot$) à commander à ses N fournisseurs ($F_n Bot$). La fonction objective est composée, dans notre modèle, des deux fonctions de prix et de coût. Le client cherche, pour chaque période, à réduire conjointement le prix et le coût.

Soit les fonctions des prix appliquées pour chaque fournisseur, avec chacun un contrat suivant un mode pouvant être différent et que le client cherche à minimiser. Soit la notation:

$$\forall t \wedge \forall f_n \in F \\ (\varphi_n(d_n^t)) \downarrow^{minimiser} \quad (11)$$

Contrairement à plusieurs travaux qui font l'hypothèse de la flexibilité absolue du client pour rompre les commandes avec ses fournisseurs dont (Tusnial, Sharma, Dhingra, & Routroy, 2020) et (Arioglu, Sarkis, & Dhavale, 2020), nous posons, dans notre modèle, la contrainte du mode de contrat qui conditionne la relation du client-fournisseurs. En effet, ceci est le plus proche à la réalité en industrie où les relations sont souvent régies par des contrats.

Les termes dans ces contrats peuvent empêcher le client de stopper ses commandes et de les remplacer, en cas d'inconvenance, par des pénalités. Ceci peut être fait selon deux modes :

1. *Mode de contrat à long terme :* Soit ξ_n la quantité maximale convenue qui engage le fournisseur vers le client. Nous définissons la fonction $\varepsilon_n(d_n^t)$ de la pénalité appliquée lorsque la quantité engagée n'est pas atteinte dans la livraison. Soit la notation des fonctions des prix recalculés pour les N fournisseurs :

$$\forall t \wedge \forall f_n \in F \\ \varphi_n(d_n^t) = (\varphi_n(\xi_n) - (\varepsilon_n(d_n^t))) \downarrow^{minimiser} \quad (12)$$

2. *Mode de contrat à court terme :* Ce mode décrit les marchés « spot » où la fonction de prix est directement dérivée de la demande et le prix unitaire τ_n . La fonction du prix est, dans ce cas-là, une variable dépendante de la quantité d .

$$\forall t \wedge \forall f_n \in F \\ \varphi_n(d_n^t) = (\tau_n \cdot d_n^t) \downarrow^{minimiser} \quad (13)$$

Le modèle multicritère se définit, donc, comme suit:

$$\forall t \\ \left\{ \begin{array}{l} \left(\sum_{i=1}^{i \leq N} (\alpha_i^t \cdot \varphi_i^t) + \sum_{j=1}^{j \leq N} (\alpha_j^t \cdot \varphi_j^t) \right) \uparrow^{maximiser} \\ \quad + \sum_{n=1}^{n=N} (\alpha_n^t \cdot (1/v_n^t)) \\ \left(\sum_{q=1}^{q \leq N} (\varphi_q(\xi_q) - (\varepsilon_q(d_q^t))) \right) \downarrow^{minimiser} \\ \quad + \sum_{r=1}^{r \leq N} (\tau_r \cdot d_r^t) \end{array} \right. \quad (14)$$

3.3.3 Risque et apprentissage

Nous introduisons le facteur risque dans l'apprentissage de la politique de sélection qui passe par la résolution du système d'optimisation (maximisation-minimisation) donné ci-avant.

Nous avons opté pour la méthode ϵ -greedy dans l'algorithme Q-Learning. Soit la fonction de récompense ρ de l'algorithme Q-Learning. Le mécanisme de l'algorithme repose sur la fonction de valeur Q qui doit être mise à jour pour augmenter cette fonction de récompense ρ à chaque période t . Soit la notation:

$$Q^{t+1} \leftarrow Q^t + \alpha \cdot (\rho^t + \gamma \cdot \max_{1,t} \{Q^t\} - Q_t) \quad (15)$$

avec:

$\alpha \in [-1,1]$: le taux d'apprentissage

$\gamma \in [-1,1]$: le facteur d'actualisation

Soit le vecteur \mathcal{U} des facteurs risques non négatifs associés aux fournisseurs par le client-bot (CBot). Ces facteurs dépendent des informations perçues du marché, des informations remontées par les fournisseurs-mêmes, les incidences historiques des fournisseurs, et plus particulièrement les politiques sanitaires appliquées durant la crise pandémique. Par exemple, un fournisseur situé en Grande Bretagne peut être associé, pour une période donnée, à un facteur risque élevé lorsque le nombre de cas du COVID-19 explose et le gouvernement communique d'un probable confinement strict. Ces facteurs sont, par conséquent, changeants d'une période à une autre. Pour chaque fournisseur n et chaque période t , soit la notation :

$$\forall t \wedge \forall f_n \in F$$

$$\mathcal{U} = (\mu_n^t)_{n \in \{1, \dots, N\}} \quad (16)$$

Comme le bot (CBot) cherche à maximiser la fonction de récompense, nous inversons la fonction du risque. Autrement dit, plus le risque est élevé, moins le fournisseur serait privilégié pour être sélectionné. Soit la notation:

$$\forall t \wedge \forall f_n \in F$$

$$\rho^t = \max_{n \in \{1, \dots, N\}} \left(\frac{1}{\mu_n^t} \right) \quad (17)$$

Le calcul de mise à jour des valeurs Q intégrant le risque fournisseur devient donc :

$$\forall t \wedge \forall f_n \in F$$

$$Q^{t+1} \leftarrow Q^t + \alpha \cdot \left(\max_{n \in \{1, \dots, N\}} \left(\frac{1}{\mu_n^t} \right) + \gamma \cdot \max_{1,t} \{Q^t\} - Q_t \right) \quad (18)$$

avec :

μ_n^t : le risque fournisseur n à la période t

Nous présentons, ci-dessous, le pseudo-code de l'algorithme avec intégration du risque fournisseur.

Pseudo-code

```

/////Initialisation
T ← 0 //temps
Q ← 0 //Q-Valeur
A ← valeur]0,1[ //taux d'apprentissage
A ← valeur]0,1[ //facteur d'actualisation

/////Déroulement
Répéter (1,t++)
début
    Répéter (1,n+1,N)
    Début
        Estimer_risque(V)
    Fin
    R ← Calculer_max(1/V)
    Qmax ← Calculer_max_Q(Q,1,t)
    Q ← Q + a x(R + g x Qmax - Q)
    Sélectionner_fournisseurs()
Fin
    
```

4. EXPERIENCES ET CADRE DE VALIDATION

La sélection des fournisseurs est l'un des défis les plus délicats à gérer dans l'industrie automobile en raison de la forte sensibilité aux ruptures de stock, et de la dépendance aux risques fournisseurs pour assurer l'activité non-stop des lignes de production (Sagar & Singh, 2012). Dans ce secteur, les flux diversifiés et complexes de sourcing nécessitant des fournisseurs experts et certifiés sont également en cause (Yoon, Talluri, Yildiz, & Ho, 2018).

Depuis le début des restrictions liées à la crise pandémique, ces constructeurs automobiles ont intensifié leur focus sur les risques fournisseurs pour essayer de maintenir un niveau de production minimum (Javaid, et al., 2020). De ce fait, ils étaient contraints d'engager plusieurs recherches de solutions en adaptant leurs méthodes traditionnelles. Notre cas applicatif industriel présenté par un groupe de construction automobile en France en fait partie.

Afin de mieux appréhender le cadre applicatif dans ce qu'il suit, nous donnons, dans un premier temps, une brève présentation du contexte du groupe

industriel¹³, objet de notre cas d'étude. Dans un second temps, nous exposerons le cadre de validation ainsi que les résultats des scénarios préliminaires qui y sont associés.

4.1 Étude de cas du constructeur automobile

4.1.1 Description du contexte

Le groupe industriel, dans cette étude de cas, est l'un des plus grands groupes français référencés mondiaux en industrie automobile. Durant les récentes années, le groupe lança sa stratégie de transformation digitale qui couvre plusieurs processus de production au côté de son usine du futur.

Le service achat travaille pour tout le groupe et en lien avec le centre de Recherche et Développement (R&D) dans la division « Supplier Quality Développement (SQD). Le service couvre par conséquent de nombreuses fonctions dont le « Global Purchasing » (GP).

Le processus de transformation de la sélection des fournisseurs comprend, notamment, la mise en place d'outils et techniques qui permettent de diminuer le risque fournisseur. Le service avait commencé à mettre en place des stratégies pour

atteindre cet objectif à travers sa fonction SQD en modes proactifs ou réactifs. Une erreur dans la sélection d'un fournisseur, peut en effet, engendrer des conséquences néfastes tout au long de la vie du flux physique de production. Le service ne cherche pas seulement à agir à l'instant t, car la situation des fournisseurs est devenue très évolutive due à la situation. C'est pour cela qu'il y ait eu recours à l'accompagnement par des analyses 5P pour tracer les causes-racines sources de risques.

4.1.2 Enjeux en sélection multifournisseurs

Dans notre cas d'étude, le flux de fabrication du groupe est interfacé avec la plateforme PLM du fabricant. Il comprend plusieurs jalons qui se mettent en place dès le lancement de l'ordre de fabrication. Chaque jalon est accompagné par l'intervention d'un ou plusieurs fournisseurs selon les composants. Chaque fournisseur doit répondre aux critères liés aux composants mais aussi aux exigences de l'industriel. Il est donc, habituel, de voir le même fournisseur intervenir dans plusieurs jalons. A chaque jalon sa propre classification des critères avec des priorisations différentes. Au vu du nombre de composants, il était impératif que le groupe anticipe les risques de défaillances des livraisons sur ses sites en avance de phase (Figure 7).

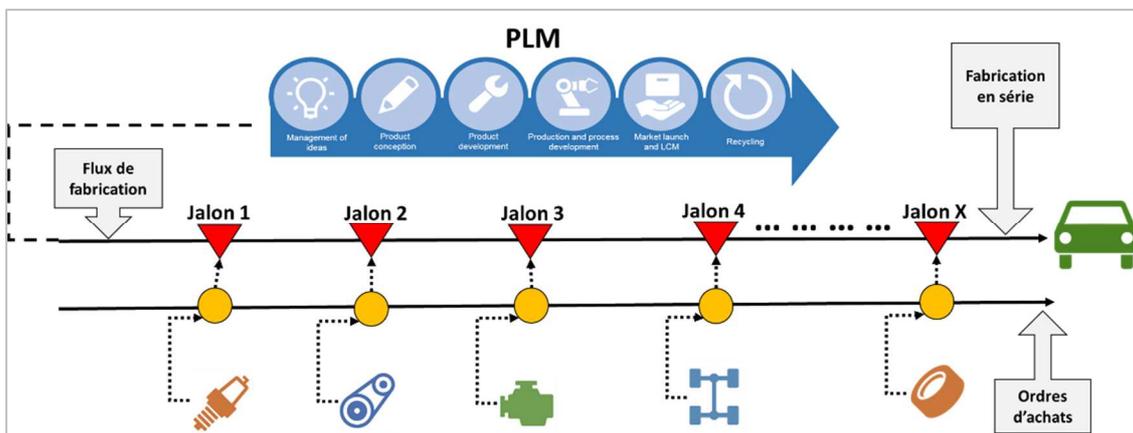


Figure 7: Flux de fabrication représentant les différents jalons dans la production en série des véhicules chez l'industriel de notre cas d'étude

¹³ Pour des raisons de confidentialité, nous sommes contraints de ne pas divulguer, ni le nom ni les détails des données et informations liées au constructeur, objet de notre étude de cas.

4.2 Application et Scénario de Simulation

4.2.1 Préparation

Pour des fins de préparation du cadre de validation sur le cas du constructeur automobile, nous avons d'abord construit un scénario de simulation sur quatre fournisseurs. Pour les besoins de simulation, nous avons importé des données de la plateforme ouverte Kaggle® (Kaggle (Google), 2021). En revanche, pour le classement (priorités) des critères à l'étape d'initialisation, nous nous sommes appuyés sur les deux classements de Weber (Weber Current et Benton, 1991) et de Dickson (Dickson, 1966). Notre choix s'est fait sur deux échelles de classement pour tester la robustesse de l'approche face à la sensibilité par rapport aux classements des

critères. Nous avons, ensuite, reporté l'identification des critères critiques ayant été sensibles à la crise pandémique de la part du constructeur. Trois critères ont changé de classements car devenus critiques durant 3 jalons de changements dans une durée moyenne de 2 mois et demi. Les 3 jalons ; jalon 1, jalon 2 et jalon 3 ; ont été distribués respectivement sur 21 jours, 30 jours et 26 jours. Table 2 donne la liste des 23 critères dans les deux classements, les changements dans les jalons ainsi que les pondérations résultantes suite à ces changements (critères critiques re-priorisés durant la crise pandémique).

Tableau 2 : Liste des 23 critères avec les changements dans les 3 jalons et les pondérations résultantes suivant les classifications de Weber (Weber Current et Benton, 1991) et Dickson (Dickson, 1966).

Critères	Criticité et changements			Classement initial		Poids (après normalisation)					
	Jalon 1 [†]	Jalon 2 [†]	Jalon 3 [†]	D*	W**	Jalon 1 [†]		Jalon 2 [†]		Jalon 3 [†]	
						D*	W**	D*	W**	D*	W**
Qualité				1	3	0.05	0.23	0.05	0.23	0.14	0.23
Livraison				2	2	0.18	0.14	0.18	0.14	0.18	0.18
Historique des performances				3	19	0.23	0.82	0.23	0.82	0.23	0.82
Capacité de production				4	14	0.27	0.59	0.27	0.59	0.27	0.59
Politique de garantie	2	1	1	5	4	0.09	0.09	0.05	0.00	0.00	0.00
Prix				6	1	0.32	0.05	0.32	0.05	0.32	0.14
Capacité technique				7	6	0.36	0.27	0.36	0.27	0.36	0.32
Situation financière	3	3	2	8	9	0.14	0.14	0.14	0.18	0.05	0.05
Conformité des processus				9	20	0.41	0.86	0.41	0.86	0.41	0.86
Communication				21	16	0.45	0.68	0.45	0.68	0.45	0.68
Réputation dans le marché				22	8	0.50	0.36	0.50	0.41	0.50	0.36
Motivations métier				23	18	0.55	0.77	0.55	0.77	0.55	0.77
Gestion et organisation				13	7	0.59	0.32	0.59	0.36	0.59	0.32
Contrôle des opérations				14	23	0.64	1.00	0.64	1.00	0.64	1.00
Services après-vente (SAV)				15	15	0.68	0.64	0.68	0.64	0.68	0.64
Attitude				16	10	0.73	0.41	0.73	0.41	0.73	0.41
Qualité d'étiquetage				17	12	0.77	0.50	0.77	0.50	0.77	0.50
Qualité d'emballage et préparation				18	11	0.82	0.45	0.82	0.45	0.82	0.45
Relations sociales				19	17	0.86	0.73	0.86	0.73	0.86	0.73
Localisation géographique	1	2	3	20	5	0.00	0.00	0.05	0.09	0.09	0.09
Historique des volumes d'achat				21	13	0.91	0.55	0.91	0.55	0.91	0.55
Formation et assistance				22	22	0.95	0.95	0.95	0.95	0.95	0.95
Réciprocité de la relation				23	21	1.00	0.91	1.00	0.91	1.00	0.91

[†] Jalon 1 : 21 jours, Jalon 2 : 30, Jalon 3 : 26 jours / D* : Dickson, W** : Weber

4.2.2 Paramétrage

Pour des fins de benchmarking, nous avons installé et paramétré la méthode MACBETH. Cette méthode est l'une des plus flexibles et efficaces en matière de sur-classement multicritères complexe et mixte

(qualitatif et qualitatif) (BANA Consulting, 2020). En plus de son interface ergonomique interactive, la méthode permet la hiérarchisation des critères avec un système de scoring intégré. Le logiciel de M-MACBETH permet également la saisie et la

vérification automatique de la cohérence du modèle. Il dispose également d'un système de quantification automatique et un système de pondération générée, lui aussi, automatiquement.

Nous avons fait le choix de déploiement de cette méthode pour raison de simplicité et ergonomie.

Néanmoins, nous avons eu besoin de réinitialiser le paramétrage de cette méthode à chaque jalon manuellement à chaque tour (période) et chaque jalon. Figure 8 montre le jeu de paramétrage et déploiement de notre modèle avec le logiciel M-MACBETH (BANA Consulting, 2020).

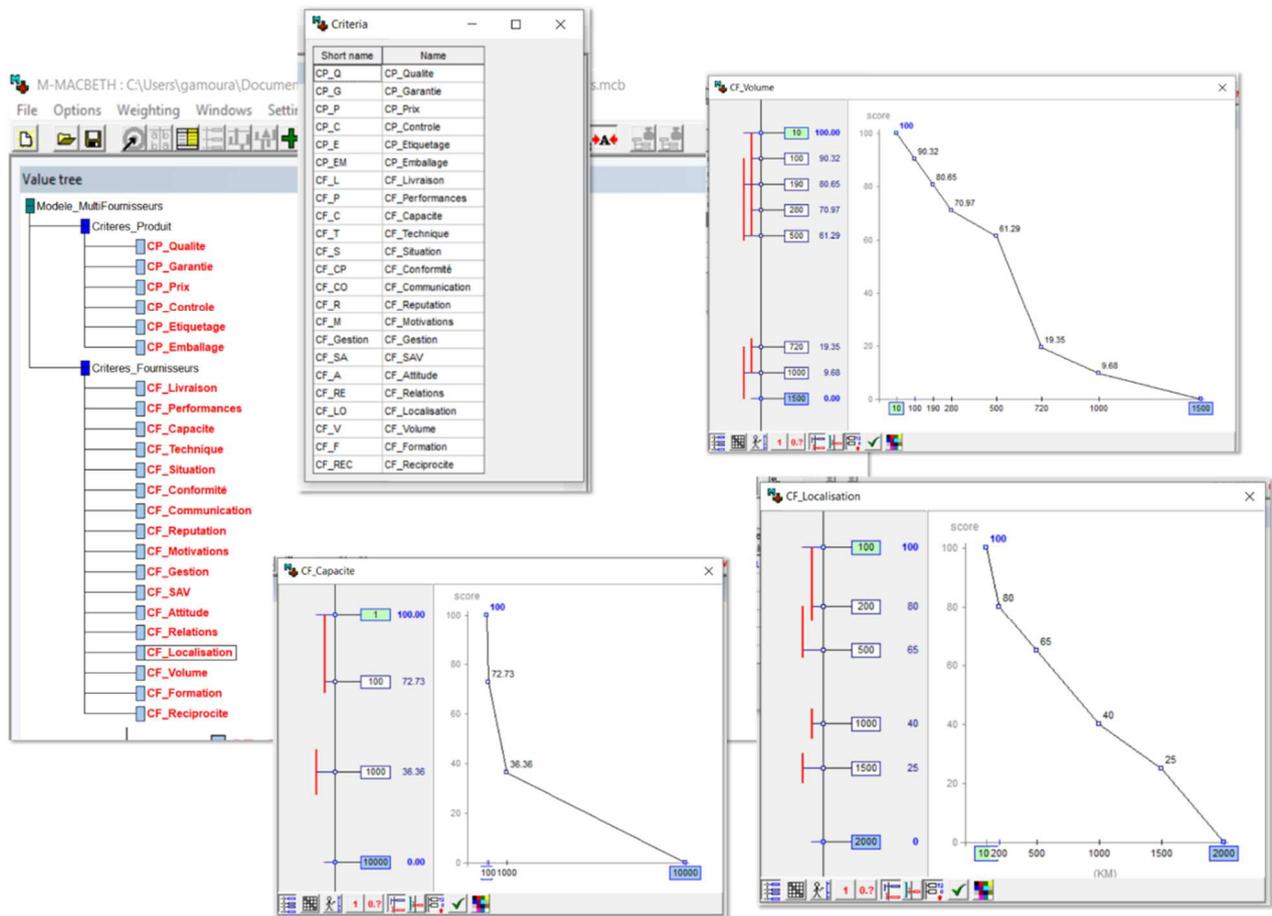


Figure 8: Capture du paramétrage du modèle des 23 critères dans M-MACBETH pour un seul jalon (1er jalon). A titre illustratif les échelles de scoring sont affichées pour 4 critères (volume, capacité maximale, et localisation)

4.3 Résultats, limites et discussion

Nous avons implémenté le scénario de simulation ainsi que l'algorithme d'apprentissage à l'aide du langage R dans RStudio® (V. 3.6.1). Les premiers résultats sont illustrés et discutés dans les sous-sections qui suivent.

4.3.1 Analyse Comparative des Performances

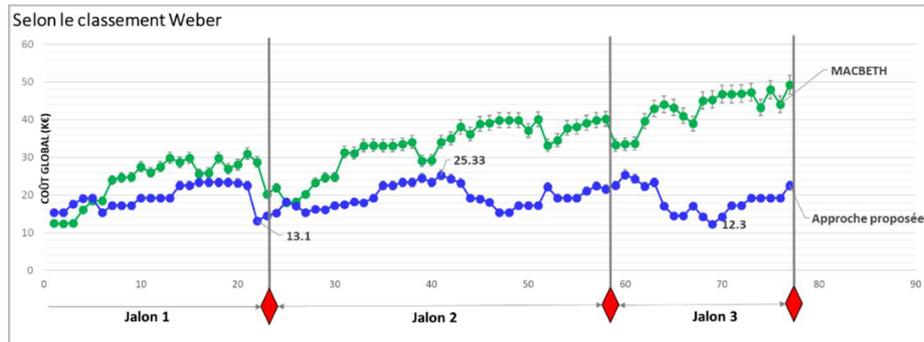
L'étude comparative des performances est l'une des démarches qui permettent d'observer la robustesse de l'approche proposée par rapport à celle de MACBETH. Rappelons que l'objectif du bot est bien

celui de réduire le coût global en tentant de passer des quantités différentes de commandes aux fournisseurs sélectionnés parmi les quatre.

Nous avons fait les hypothèses suivantes dans ce scénario :

- Aucun des fournisseurs ne dispose de contrat long-terme empêchant son exclusion (non sélection). A chaque période, un ou plusieurs fournisseurs peuvent, donc, ne pas être sélectionnés, compte tenu de leurs offres et leurs facteurs risques appris et qui varient d'un jalon à un autre,

- Tous les fournisseurs interviennent dans tous les jalons (fournisseurs de tous les composants),
- Tous les fournisseurs ont le même niveau de capacité maximale des livraisons.
- Nous avons élaboré deux graphes d'évolution chronologique des coûts calculés par le bot-client, dans un mode comparatif (benchmarking) selon les deux classements de Weber (Weber Current et Benton, 1991) et Dickson (Dickson, 1966) (Figure 9).



(a)



(b)

Figure 9: Comparatif des évolutions chronologiques du coût global du bot-client entre la méthode MACBETH et notre approche (pondérations appliquées des deux classements modifiés : (a) Weber (Weber Current et Benton, 1991) et (b) Dickson (Dickson, 1966))

Figure 9 (a) présente l'évolution chronologique des coûts suivant le classement Weber (Weber Current et Benton, 1991) modifié dans Table 2. Nous constatons que les coûts initiaux de l'approche proposée étaient plus élevés que ceux générés par MACBETH durant le jalon 1. Seulement, après la 5ème période, la courbe a continué d'une manière pseudo-régulière ne dépassant pas le pic de 25.33 K€. Nous soulignons, tout de même, des baisses remarquables des coûts à la fin de chaque jalon avec un abysse de 13.1 k€. Ceci laisse penser à l'effet de réinitialisation dû au changement, qui malgré cela, reste maîtrisé par l'algorithme. La courbe de coût générée par MACBETH montre une augmentation continue avec un écart croissant par rapport à l'autre courbe. La méthode n'est pas adaptée aux changements entre jalons, elle montre, par conséquent, une difficulté à réduire le coût global.

De même pour le graphique (b) suivant le classement de Dickson (Dickson, 1966) modifié, bien que l'écart semble être moins que celui dans la courbe (a), la tendance générale reste similaire. La courbe de l'approche proposée est légèrement plus élevée au début du jalon 1 mais atteint rapidement la stabilité dès la 12ème période, avec un pic arrivant à 23.6 k€ et un abysse de 12.3 k€ de coûts générés.

La similarité des performances constatée dans les deux classements démontre la robustesse de l'approche proposée par rapport au coût global, dans le cadre de ce scénario.

Cette étude est importante et démontre la performance de l'approche proposée. Toutefois, elle ne montre pas les détails liés au processus de

sélection et le mécanisme intrinsèque du scénario. C'est pourquoi nous menons l'étude du mécanisme de sélection dans la section qui suit.

4.3.2 Analyse du Mécanisme de Sélection

Nous savons que chacun des fournisseurs, selon son facteur risque en plus des critères et offre, peut être

sélectionné (ou pas) pour honorer une quantité qui représente sa quotité dans la commande globale du client. Dans cette analyse, nous allons examiner ces quotités pour les quatre fournisseurs durant les périodes des jalons (Figure 10).

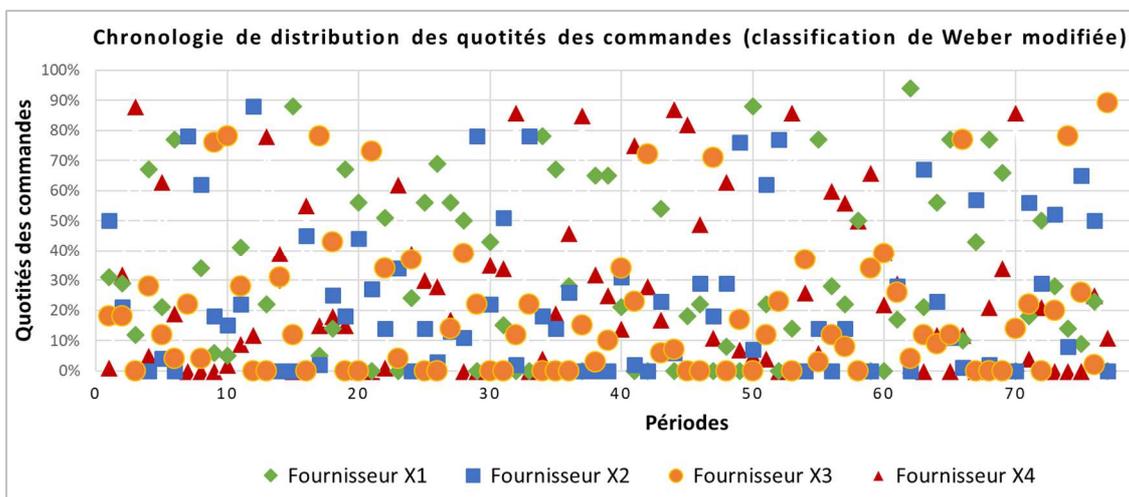
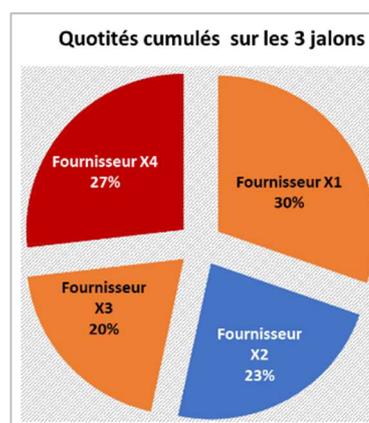


Figure 10. Chronologie des distributions des quotités des commandes des 4 fournisseurs (pondérations selon les classifications de Weber (Weber Current et Benton, 1991) modifiées selon Table 2)

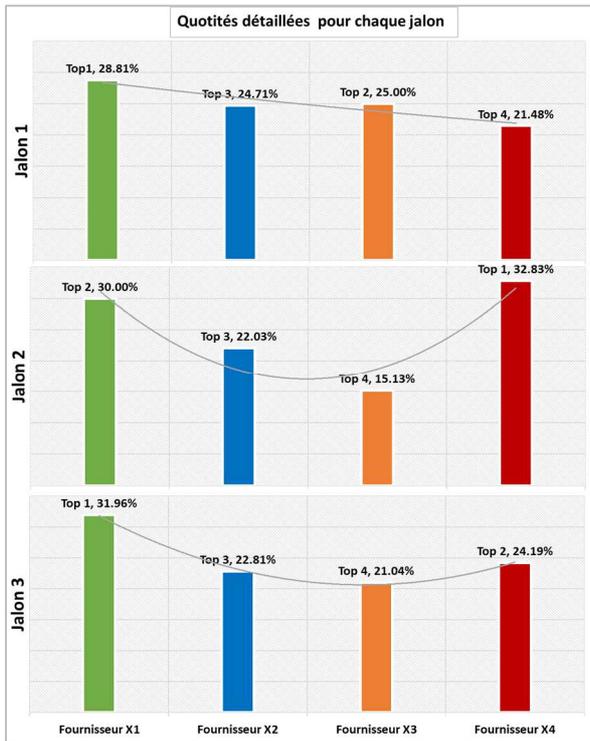
Le schéma du nuage de points dans Figure 10 met en évidence la dissémination disparate des quantités approvisionnées par les quatre fournisseurs. Il apparaît clairement, à partir d'une lecture visuelle rapide, qu'aucun des fournisseurs n'ait été exclu ou maintenu d'une manière continue sur tout le long du scénario. Ceci souligne la flexibilité du système de sélection face aux changements. Néanmoins, comme les jalons n'apparaissent pas en clair dans ce schéma, la déduction de l'effet d'adaptation reste difficile. Pour compléter cette information, nous avons extrait ces quotités cumulées pour chaque fournisseur et pour chaque jalon dans les illustrations suivantes (Figure 11).

Le graphe des barres des quotités par jalons (Figure 11, b) complète le graphe des secteurs (Figure 11, a) pour donner lieu à deux observations importantes : Les quatre fournisseurs ont globalement honoré des quotités différentes d'un jalon à un autre. Par exemple, le « fournisseur X4 » est passé de la 4ème et dernière position dans le jalon 1 à la 1ère position dans le jalon 2. Ceci démontre la sensibilité de la sélection par rapport au changement fait sur les

critères. Le « fournisseur X1 » semble être majoritaire avec 30% des quotités cumulées sur tous les jalons, malgré les changements (1ère et 2ème position). Ce fournisseur peut être qualifié par un « fournisseur agile » qui a su adapter son offre aux changements. C'est un fournisseur, avec qui, le client pourrait envisager de privilégier sa relation pour anticiper l'adaptation aux risques.



(a) : quotités globales cumulées



(b) quotités cumulées par jalons

Figure 11. Synoptiques de distribution des quotités globales des commandes des 4 fournisseurs (pondérations selon les classifications de (Weber Current et Benton, 1991) modifiées selon Table 2)

Ces résultats sont d'une grande importance car elles peuvent nous éclairer sur le mécanisme de sélection et indiquer l'agilité (adaptabilité) des fournisseurs face aux changements. Ce sont les fournisseurs qui doivent être priorités, particulièrement, lors des crises à hauts risques comme celle de la COVID-19.

Toutefois, ces résultats, bien qu'utiles, ils ne nous donnent pas les fréquences et les jeux des sélections des fournisseurs et leurs quotités d'une manière détaillée. D'abord, nous illustrons les trois listes nuancées chronologiques des quotités des commandes pour les trois jalons dans Table 3.

Table 3. Listes nuancées chronologiques des quotités des commandes pour les 3 jalons (pondérations appliquées selon le classement (Weber Current et Benton, 1991)

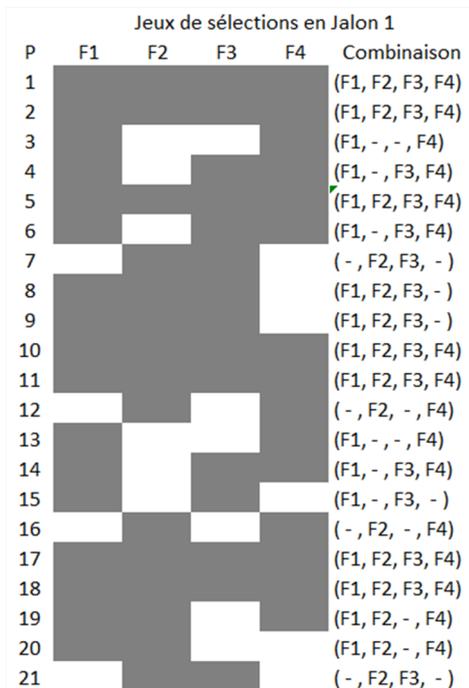
Périodes *j: Jalon	Quotités des commandes * F: Fournisseur				
	F X1	F X2	F X3	F X4	
1	J 1	31%	50%	18%	1%
2		29%	21%	18%	32%
3		12%			88%
4		67%		28%	5%
5		21%	4%	12%	63%
6		77%		4%	19%
7			78%	22%	
8		34%	62%	4%	
9		6%	18%	76%	
10		5%	15%	78%	2%
11		41%	22%	28%	9%
12			88%		12%
13		22%			78%
14		30%		31%	39%
15		88%		12%	
16			45%		55%
17		5%	2%	78%	15%
18		14%	25%	43%	18%
19		67%	18%		15%
20		56%	44%		
21			27%	73%	
22	J 2	51%	14%	34%	1%
23			34%	4%	62%
24		24%		37%	39%
25		56%	14%		30%
26		69%	3%		28%
27		56%	13%	14%	17%
28		50%	11%	39%	
29			78%	22%	
30		43%	22%		35%
31		15%	51%		34%
32			2%	12%	86%
33			78%	22%	
34		78%	18%		4%
35		67%	14%		19%
36		28%	26%		46%
37				15%	85%
38		65%		3%	32%
39		65%		10%	25%
40		21%	31%	34%	14%
41			2%	23%	75%
42				72%	28%
43		54%	23%	6%	17%
44			6%	7%	87%
45		18%			82%
46		22%	29%		49%
47			18%	71%	11%
48		8%	29%		63%
49			76%	17%	7%
50		88%	7%		5%
51		22%	62%	12%	4%
52	J 3		77%	23%	
53		14%			86%
54		37%		37%	26%

55	77%	14%	3%	6%
56	28%		12%	60%
57	22%	14%	8%	56%
58	50%			50%
59			34%	66%
60	0%	39%	39%	22%
61	17%	28%	26%	29%
62	94%		4%	2%
63	21%	67%	12%	
64	56%	23%	9%	12%
65	77%	11%	12%	
66	10%	1%	77%	12%
67	43%	57%		
68	77%	2%		21%
69	66%			34%
70			14%	86%
71	18%	56%	22%	4%
72	50%	29%		21%
73	28%	52%	20%	
74	14%	8%	78%	
75	9%	65%	26%	
76	23%	50%	2%	25%
77			89%	11%

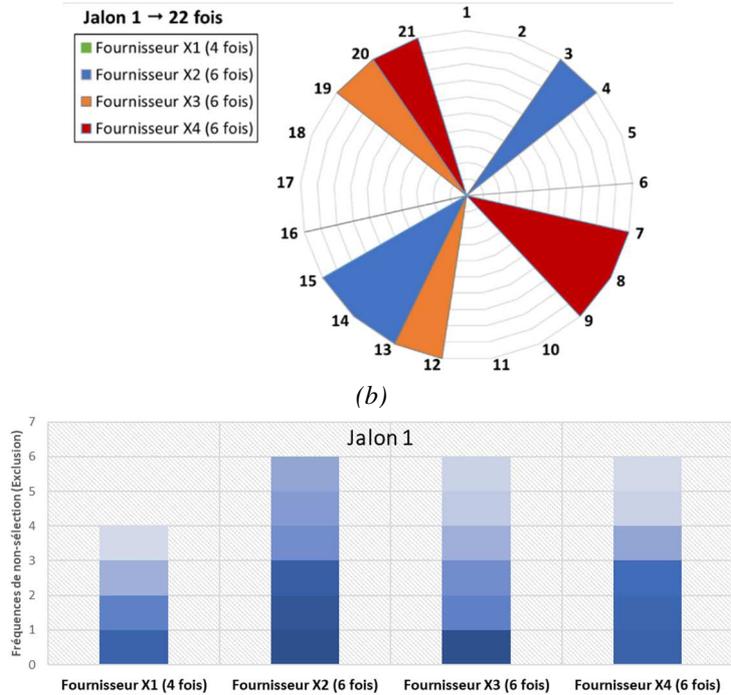
Table 3 met en évidence des cellules creuses (grisées) représentant les fois où les fournisseurs ont été exclus (non sélectionnés). Les cellules non-creuses représentent, quant à elles, les taux des quotités des fournisseurs pour chaque période. Le premier constat que nous pouvons faire, sur ce

résultat, est la disparité dans les commandes changeantes. L'indication fait que le bot-client n'est pas fixe sur ses préférences et change de politique de jalon à un autre, comme d'une période à une autre. Du côté de l'industriel dans notre cas, ceci peut se traduire par un indicateur appelé : le « Taux de Service du Fournisseur (TSF) » sur une période donnée (habituellement un mois). Il serait fort intéressant de le comparer à un autre indicateur qui est le « Taux de Production » sur la même période. Cette comparaison est pratiquée en complément des méthodes d'analyse traditionnelles telles que la 5P que nous avons évoquée dans les sections précédentes. Une telle méthode peut être combinée à notre approche pour mettre en évidence, par anticipation, l'impact de la sélection du fournisseur à gros risque ainsi que l'indication du fournisseur agile.

Pour compléter ce résultat, nous illustrons ci-dessous les fréquences et périodes d'exclusion (non sélection) des fournisseurs pour chaque jalon dans Figure 12 (J1, J2, J3) illustrent les mécanismes de sélection des quatre fournisseurs dans les trois jalons, respectivement ; jalons 1, 2 et 3.



(a)



(b)

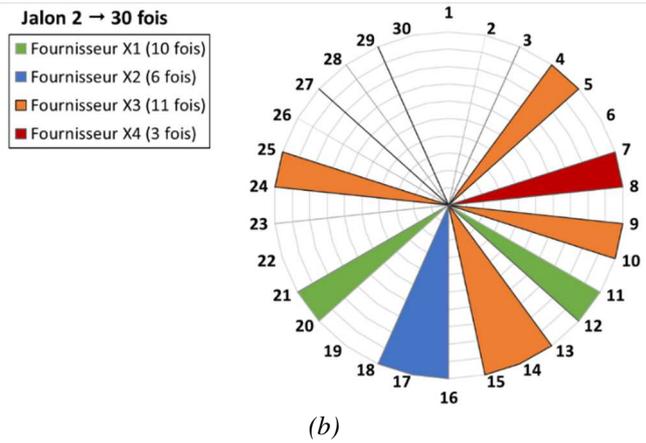
(c)

(J1)

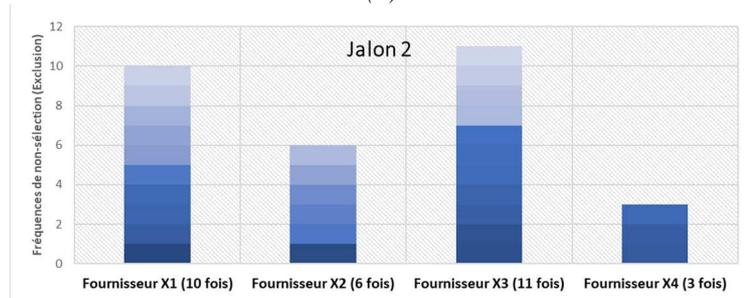
Jeux de sélections en Jalon 2

P	F1	F2	F3	F4	Combinaison
22					(F1, F2, F3, F4)
23					(-, F2, F3, F4)
24					(F1, -, F3, F4)
25					(F1, -, F3, F4)
26					(F1, -, F3, F4)
27					(F1, F2, F3, F4)
28					(F1, F2, F3, -)
29					(F1, F2, F3, -)
30					(F1, -, F3, F4)
31					(F1, -, F3, F4)
32					(-, F2, F3, F4)
33					(-, F2, F3, -)
34					(F1, -, F3, F4)
35					(F1, -, F3, F4)
36					(F1, -, F3, F4)
37					(-, -, F3, F4)
38					(F1, -, F3, F4)
39					(F1, -, F3, F4)
40					(F1, F2, F3, F4)
41					(-, F2, F3, F4)
42					(-, -, F3, F4)
43					(F1, F2, F3, F4)
44					(-, F2, F3, F4)
45					(F1, -, -, F4)
46					(F1, -, F3, F4)
47					(-, F2, F3, F4)
48					(F1, -, F3, F4)
49					(-, F2, F3, F4)
50					(F1, -, F3, F4)
51					(F1, F2, F3, F4)

(a)



(b)



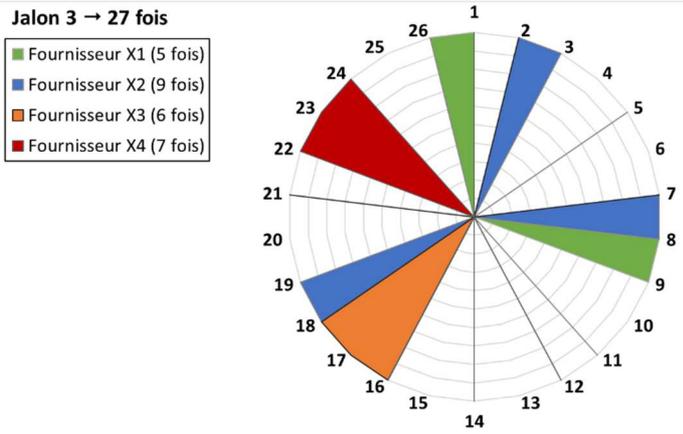
(c)

(J2)

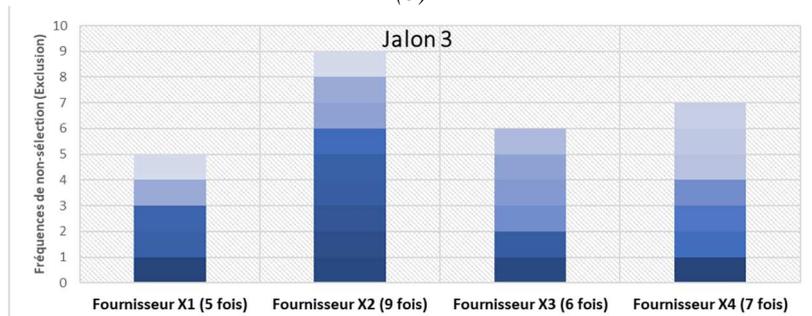
Jeux de sélections en Jalon 3

P	F1	F2	F3	F4	Combinaison
52					(F1, F2, F3, F4)
53					(F1, -, -, F4)
54					(F1, -, F3, F4)
55					(F1, F2, F3, F4)
56					(F1, -, F3, F4)
57					(F1, F2, F3, F4)
58					(F1, -, -, F4)
59					(-, -, F3, F4)
60					(-, F2, F3, F4)
61					(F1, F2, F3, F4)
62					(F1, -, F3, F4)
63					(F1, F2, F3, -)
64					(F1, F2, F3, F4)
65					(F1, F2, F3, -)
66					(F1, F2, F3, F4)
67					(-, -, F3, F4)
68					(F1, F2, - F4)
69					(F1, -, -, F4)
70					(-, -, F3, F4)
71					(F1, F2, F3, F4)
72					(F1, F2, - F4)
73					(F1, F2, F3, -)
74					(F1, F2, F3, -)
75					(F1, F2, F3, -)
76					(F1, F2, F3, F4)
77					(-, -, F3, F4)

(a)



(b)



(c)

(J3)

Figure 12. Illustrations synoptiques des fréquences et périodes d'exclusion (non sélection) des fournisseurs dans jalon 1 (J1), jalon 2 (J2), jalon 3 (J3).

Les matrices (Figure 12.J1.(a), Figure 12.J2.(a), et Figure 12.J3.(a)) donnent les séries des combinaisons sous formes des quadruplés « $(q(F1),q(F2),q(F3),q(F4))$ ». La fonction $q(F)$ donne l'identifiant du fournisseur s'il est présent dans la sélection, et le signe (-) s'il est absent (exclu). Les graphes radars (Figure 12.J1.(b), Figure 12.J2.(b), et Figure 12.J3.(b)) donnent, quant à eux, une vue holistique des périodes d'exclusion des fournisseurs dans les commandes passées. Nous constatons clairement la disparité dans la sélection des fournisseurs d'un jalon à un autre et même d'une période à une autre au sein du même jalon. Les graphes de types barres (Figure 12.J1.(c), Figure 12.J2.(c), et Figure 12.J3.(c)) illustrent les nombres des fréquences cumulés de non-sélection de chaque fournisseur. Ces illustrations démontrent, encore une fois, la capacité de chaque fournisseur à s'adapter aux risques.

4.3.3 Limites

Ces résultats sont très utiles pour notre industriel. Elles mettent en évidence l'intérêt de converger vers des systèmes automatisés comme celui que nous proposons. Même si le mécanisme d'analyse du scénario peut faire objet de mise en œuvre artisanale, il est très ardu de mener une telle étude et analyses manuellement sans avoir recours à l'automatisation et l'apprentissage automatique. Le volume de pièces achetées présente, en effet, un panel de fournisseurs qui dépassent les centaines, ce qui est considérable du point de vue computationnel.

Les limites de l'approche proposée se ressentent dans les résultats présentés. Malheureusement, le scénario et les jeux de tests sont partis sur des hypothèses faites sur les fournisseurs, et peuvent donc diverger de la réalité terrain de l'industriel. Dans ce cas, nous craignons que le paramétrage concret des contraintes terrain, rendrait notre approche sensible à ces hypothèses. Le travail à venir portera, justement, sur l'application industrielle et la faisabilité compte tenu des contraintes terrain. Ceci pourrait répondre à ces questionnements. Une autre limite porterait sur le modèle d'apprentissage qui se base, dès le départ, sur l'évaluation de la fonction risque fournisseur. Ne

disposant pas de toutes les informations partagées avec les fournisseurs, cette fonction reste biaisée et peut être erronée ou sous-estimée par le client. Or, un modèle d'apprentissage mal paramétré pourrait produire des mauvaises sélections. Une solution mutualisée de partage du risque fournisseur entre clients pourrait remédier à cette limite.

5. CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Notre article s'inscrit dans les travaux de recherche en lien avec le sujet émergent des processus « achat 5.0 ». Son objectif est de proposer une approche automatisée pour la sélection multifournisseur avec une aversion aux risques, particulièrement ceux générés par la crise sanitaire de la COVID-19. Le système modélisé représente une relation de type « client-plusieurs fournisseurs », dans laquelle, le client est amené à placer des commandes de différentes quotités selon les valeurs des critères de manière à augmenter son profit, réduire ses coûts, mais aussi anticiper et éviter les risques fournisseurs. L'approche est fondée sur l'emploi hybride d'une méthode d'analyse multicritères et d'un système de chat-bots. Les résultats préliminaires, discutés dans cet article, sont prometteurs et mettent en évidence les performances de l'approche proposée par rapport aux approches traditionnelles. Elle ouvre également une piste de recherche en intelligence artificielle collective dans le processus d'achat 5.0, où l'humain (dit « acheteur augmenté ») sera amené à interagir avec les machines pour de meilleures performances des processus achat.

Le travail mené dans cette recherche est original dans le contexte de la crise sanitaire COVID-19. Malheureusement, ceci présente également l'une de ses limites, car le cœur de l'approche vient justement des indicateurs des facteurs risques. Or, à ce jour, aucun ne dispose de tels indicateurs ni de données pour confirmer les résultats obtenus. D'une manière générale, le sujet lié à l'impact de la crise sanitaire reste encore prématuré et la communauté scientifique et industriels, ne disposent pas d'assez de recul pour tester la robustesse de telles approches. La suite de ce travail serait la mise en œuvre et le déploiement à l'échelle réelle d'un groupe industriel. Nous pourrions, à ce

moment-là, obtenir plus d'éléments pour réajuster et étendre le modèle proposé.

6. REFERENCES

- Akram, M., & Shumaiza, S. (2021). Multi-criteria decision making based on q-rung orthopair fuzzy promethee approach. *Iranian Journal of Fuzzy Systems*, 18(5), 107-127. doi: <https://10.22111/IJFS.2021.6258>
- Allal-Chérif, O. (2019, 08 10). Achats intelligents : quand l'intelligence artificielle redéfinit la fonction achats. *Excellence HA, Conseil national des achats (CNA)*, 11. Récupéré sur theconversation.com: <https://theconversation.com/>
- Arioğlu, M. Ö., Sarkis, J., & Dhavale, D. G. (2020). Selection of suppliers using Bayesian estimators: a case of concrete ring suppliers to Eurasia Tunnel of Turkey. *International Journal of Production Research*, 1-12. doi: <https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1789236>
- Azadfallah, M. (2017). Multi criteria supplier selection using PROMETHEE outranking procedures. *Journal of Supply Chain Management Systems*. 6(1), 24.
- Baali, S., Hamzane, I., Moutachaouik, H., & Marzak, A. (2021). A Multi-Criteria Analysis and Advanced Comparative Study of Recommendation Systems. *International Journal of Engineering Trends and Technology*, 69(3), 69-75. doi: <https://doi.org/10.14445/22315381/IJETT-V69I3P213>
- Bai, C., Kusi-Sarpong, S., Badri Ahmadi, H., & Sarkis, J. (2019). Social sustainable supplier evaluation and selection: a group decision-support approach. *International Journal of Production Research*, 57(22), 7046-7067. doi: <https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1574042>
- BANA Consulting. (2020, 12 10). MACBETH. Récupéré sur MACBETH: <http://m-macbeth.com/>
- Ben Jouda, S., & Krichen, S. (2020). A genetic algorithm for supplier selection problem under collaboration opportunities. *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*, 1-27. doi: <https://doi.org/10.1080/0952813X.2020.1836031>
- Bera, A. K., Jana, D. K., Banerjee, D., & Nandy, T. (2021). A group evaluation method for supplier selection based on interval type-2 fuzzy TOPSIS method. *International Journal of Business Performance and Supply Chain Modelling*, 12(1), 1-26.
- Bottani, E., Centobelli, P., Murino, T., & Shekarian, E. (2018). A QFD-ANP method for supplier selection with benefits, opportunities, costs and risks considerations. *International journal of information technology & decision making*, 17(03), 911-939. doi: <https://doi.org/10.1142/S021962201850013X>
- Boucher, X., Boudarel, M. R., & Poyard, D. (2014). Transition industrielle vers des offres intégrées « produits/services ». *Revue française de gestion industrielle*, 33(3), 89-113.
- Cao, Q., Wu, J., & Liang, C. (2015). An intuitionistic fuzzy judgement matrix and TOPSIS integrated multi-criteria decision making method for green supplier selection. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 28(1), 117-126. doi: <https://10.3233/IFS-141281>
- Chehbi-Gamoura, S. (2019). A Cloud-Based Approach for Cross-Management of Disaster Plans: Managing Risk in Networked Enterprises. Dans S. Aljawarneh, & M. Malhotra, *Critical Research on Scalability and Security Issues in Virtual Cloud Environments* (pp. 240-268). New York USA: IGI Global. doi: <https://10.4018/978-1-5225-6195-8.ch040>
- Chehbi-Gamoura, S. (2021). Predictive Reinforcement Learning Algorithm for Unstructured Business Process Optimization: Case of Human Resources Process. *International Journal of Spatio-Temporal Data Science*, 1(2), 184-214.
- Chen, Z., Ming, X., Zhou, T., & Chang, Y. (2020). Sustainable supplier selection for smart supply chain considering internal and external uncertainty: An integrated rough-fuzzy approach. *Applied Soft Computing*, 87, 106004. doi: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.106004>
- Chien, C. F., Lin, Y. S., & Lin, S. K. (2020). Deep reinforcement learning for selecting demand forecast models to empower Industry 3.5 and an empirical study for a semiconductor component distributor. *International Journal of Production Research*, 58(9). doi: <https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1733125>
- Costa, A. S., Govindan, K., & Figueira, J. R. (2018). Supplier classification in emerging economies using the ELECTRE TRI-nC method: A case study considering sustainability aspects. *Journal of Cleaner Production*, 201, 925-947. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.07.285>
- Cuayáhuatl, H., Lee, D., Ryu, S., & Cho, Y. C. (2019). Ensemble-based deep reinforcement learning for chatbots. *Neurocomputing*, 366, 118-130. doi: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2019.08.007>
- Cui, R., Li, M., & Zhang, S. (2021). AI and Procurement. *Manufacturing & Service Operations Management*, 1(1). doi: <https://doi.org/10.1287/msom.2021.0989>
- CxO Advisory . (2021, 08 10). Modules d'analyse de la performance « Achats ». Récupéré sur cxo-advisory.com: https://12f6ff26-d705-08f3-3e10-0d7b237354a0.filesusr.com/ugd/1a54db_22f457696e2f47dfb279df4e325b0bd1.pdf

- Dickson. (1966). An analysis of vendor selection systems and decisions. *Journal of Purchasing*, 5-17. doi: <https://doi.org/10.1111/j.1745-493X.1966.tb00818.x>
- Dobos, I., & Vörösmarty, G. (2019). Inventory-related costs in green supplier selection problems with Data Envelopment Analysis (DEA). *International Journal of Production Economics*, 209, 374-380. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2018.03.022>
- Durmic, E. (2019). Evaluation of criteria for sustainable supplier selection using FUCOM method. *Operational Research in Engineering Sciences: Theory and Applications*, 2(1), 91-107. doi: <https://10.31181/oresta1901085d>
- Dzedek, L. R. (2018). Initiatives by subsidiaries of multinational corporations: An empirical study on the influence of subsidiary role context. Berlin, Germany: Springer.
- El Hasnaoui, M., & El Haoud, N. (2020). L'Innovation par les outils Industrie 4.0: Analyse et Mesure de performance. *International Journal of Innovation and Applied Studies*, 28(2), 366-379.
- Galo, N. R., Calache, L. D., & Carpinetti, L. C. (2018). A group decision approach for supplier categorization based on hesitant fuzzy and ELECTRE TRI. *International Journal of Production Economics*, 202, 182-196. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2018.05.023>
- Gama, N., Alves, C. A., & Oliveira, P. S. (2020). Suppliers Selection in Restaurants: Application of Delphi and Fuzzy AHP Methods. *Journal of Hospitality*, 2(3-4), 94-106.
- Garg, R., Kiwelekar, A. W., Netak, L. D., & Bhate, S. S. (2021). Potential Use-Cases of Natural Language Processing for a Logistics Organization. *Modern Approaches*. Dans G. V. K., & J. M. Zurada, *Machine Learning and Cognitive Science: A Walkthrough: Latest Trends in AI*, volume 2 (p. 157.). Louisville, KY, USA: Springer. doi: https://doi.org/10.1007/978-3-030-68291-0_13
- Gelderman, C. J., Semeijn, J., & Vluggen, R. (2017). Development of sustainability in public sector procurement. *Public Money & Management*, 37(6), 435-442. doi: <https://doi.org/10.1080/09540962.2017.1344027>
- Ghadge, A., Jena, S. K., Kamble, S., Misra, D., & Tiwari, M. K. (2020). Impact of financial risk on supply chains: a manufacturer-supplier relational perspective. *International Journal of Production Research*, 1-16. doi: <https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1834638>
- Ghariani, R., & Younes, B. (2019). Orientation à l'innovation, intégration de la chaîne logistique et avantage concurrentiel. Cas des entreprises industrielles tunisiennes. *Revue française de gestion industrielle*, 1(1), 1-19.
- Giannakis, M., Dubey, R., Vlachos, I., & Ju, Y. (2020). Supplier sustainability performance evaluation using the analytic network process. *Journal of cleaner production*, 247, 119439. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.119439>
- Guo, C., Thompson, R. G., Foliente, G., & Peng, X. (2021). Reinforcement learning enabled dynamic bidding strategy for instant delivery trading. *Computers & Industrial Engineering*, 160, 107596. doi: <https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107596>
- Hadian, H., Chahardoli, S., Golmohammadi, A. M., & Mostafaeipour, A. (2020). A practical framework for supplier selection decisions with an application to the automotive sector. *International Journal of Production Research*, 58(10), 2997-3014. doi: <https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1624854>
- Hedhili, N., & Aouadi, H. (2013). Tableau de bord qualité: processus approvisionnement. *Revue Française de Gestion Industrielle*, 32(2), 27-47. doi: <https://doi.org/10.53102/2013.32.02.694>
- Ho, J. Y., Ooi, J., Wan, Y. K., & Andiappan, V. (2021). Synthesis of wastewater treatment process (WWTP) and supplier selection via Fuzzy Analytic Hierarchy Process (FAHP). *Journal of Cleaner Production*, 314, 128104. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.128104>
- Hosseini, S., & Al Khaled, A. (2019). A hybrid ensemble and AHP approach for resilient supplier selection. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 30(1), 207-228. doi: <https://doi.org/10.1007/s10845-016-1241-y>
- Hsu, C. W., & Hu, A. H. (2009). Applying hazardous substance management to supplier selection using analytic network process. *Journal of cleaner production*, 17(2), 255-264. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2008.05.004>
- Hwang, I., & Jang, Y. J. (2020). Q (λ) learning-based dynamic route guidance algorithm for overhead hoist transport systems in semiconductor fabs. *International Journal of Production Research*, 58(4), 1199-1221. doi: <https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1614692>
- Javad, M. O., Darvishi, M., & Javad, A. O. (2020). Green supplier selection for the steel industry using BWM and fuzzy TOPSIS: A case study of Khuzestan steel company. *Sustainable Futures*, 2, 100012. doi: <https://doi.org/10.1016/j.sftr.2020.100012>
- Javaid, M., Haleem, A., Singh, R. P., Haq, M. I., Raina, A., & Suman, R. (2020). Industry 5.0: Potential applications in COVID-19. *Journal of Industrial Integration and Management*, 5(4). doi: <https://doi.org/10.1142/S2424862220500220>

- Jin, F., Ni, Z., Chen, H., Langari, R., Zhu, X., & Yuan, H. (2018). Single-valued neutrosophic entropy and similarity measures to solve supplier selection problems. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 35(6), 6513-6523. doi: <https://doi.org/10.3233/JIFS-18854>
- Kaggle (Google). (2021, 08 10). kaggle datasets. Récupéré sur <https://www.kaggle.com/datasets>: <https://www.kaggle.com/datasets>
- Khaldi, R., Afia, A. E., & Chiheb, R. (2019). Performance prediction of pharmaceutical suppliers: comparative study between DEA-ANFIS-PSO and DEA-ANFIS-GA. *International Journal of Computer Applications in Technology*, 60(4), 317-325.
- Kim, T., Bilsel, R. U., & Kumara, S. (2008). Supplier selection in dynamic competitive environments. *International Journal of Services Operations and Informatics*, 3(3-4), 283-293.
- Klinmalee, S., Naenna, T., & Woarawichai, C. (2020). Application of a genetic algorithm for multi-item inventory lot-sizing with supplier selection under quantity discount and lead time. *International Journal of Operational Research*, 38(3), 403-421.
- Kuberkar, S., & Singhal, T. K. (2020). Factors Influencing Adoption Intention of AI Powered Chatbot for Public Transport Services within a Smart City. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, 11(3), 948-958.
- Kucharavy, D., Damand, D., Chehbi Gamoura, S., & Barth, M. (2020). Supporting Strategic Decision-Making in Manufacturing 4.0 with mix of qualitative and quantitative data analysis. Dans 13ème Conf. Int.de Modélisation, Optimisation et Simulation (MOSIM'20), Rabat (Maroc): MOSIM.
- Kulkarni, C. S., Bhavsar, A. U., Pingale, S. R., & Kumbhar, S. S. (2017). BANK CHAT BOT—An Intelligent Assistant System Using NLP and Machine Learning. *International Research Journal of Engineering and Technology*, 4(05).
- Labbi, O., Ahmadi, A., Ouzizi, L., & Douimi, M. (2020). A non-dominant sorting genetic algorithm for optimization of a product design and selection of its suppliers. *Journal of Advanced Manufacturing Systems*, 19(01), 167-188. doi: <https://doi.org/10.1142/S0219686720500092>
- Lazzeri, J., & Fabbe-Costes, N. (2014). La traçabilité totale des supply chains: concept et modèle théorique de mise en œuvre. *Revue française de gestion industrielle*, 33(1), 55.
- Lee, C. Y., Chou, B. J., & Huang, C. F. (2022). Data science and reinforcement learning for price forecasting and raw material procurement in petrochemical industry. *Advanced Engineering Informatics*, 51, 101443. doi: <https://doi.org/10.1016/j.aei.2021.101443>
- Lei, F., Wei, G., Gao, H., Wu, J., & Wei, C. (2020). TOPSIS method for developing supplier selection with probabilistic linguistic information. *International Journal of Fuzzy Systems*, 22(3), 749-759. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijclepro.2019.03.070>
- Li, J., Fang, H., & Song, W. (2019). Sustainable supplier selection based on SSCM practices: A rough cloud TOPSIS approach. *Journal of cleaner production*, 222, 606-621.
- Li, Y., Ding, K., Wang, L., Zheng, W., Peng, Z., & Guo, S. (2018). An optimizing model for solving outsourcing supplier selecting problem based on particle swarm algorithm. *Journal of Industrial and Production Engineering*, 35(8), 526-534. doi: <https://doi.org/10.1080/21681015.2018.1533893>
- Lu, L., Peng, J. W., & Lu, Y. (2021). Perceived impact of the Covid-19 crisis on SMEs in different industry sectors: Evidence from Sichuan, China. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 55, 102085. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2021.102085>
- Luzon, B., & El-Sayegh, S. M. (2016). Evaluating supplier selection criteria for oil and gas projects in the UAE using AHP and Delphi. *International Journal of Construction Management*, 16(2), 175-183. doi: <https://doi.org/10.1080/15623599.2016.1146112>
- Makkar, S., Devi, G. N., & Solanki, V. K. (2019). Applications of machine learning techniques in supply chain optimization. Dans V. K., G. G., D. M., C. V., K. S., & S. V. N., proceedings of the International Conference on Intelligent Computing and Communication Technologies (pp. 861-869). Springer, Singapore: Springer. doi: https://doi.org/10.1007/978-981-13-8461-5_98
- Memari, A., Dargi, A., Jokar, M. R., Ahmad, R., & Rahim, A. R. (2019). Sustainable supplier selection: A multi-criteria intuitionistic fuzzy TOPSIS method. *Journal of Manufacturing Systems*, 50, 9-24. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2018.11.002>
- Okwu, M. O., & Tartibu, L. K. (2020). Sustainable supplier selection in the retail industry: A TOPSIS-and ANFIS-based evaluating methodology. *International journal of engineering business management*, 12, 1847979019899542. doi: <https://doi.org/10.1177/1847979019899542>
- Pantha, R. P., Islam, M., Akter, N., & Islam, E. (2020). Sustainable supplier selection using integrated data envelopment analysis and differential evolution model. *Journal of Applied Research on Industrial Engineering*, 7(1), 25-35. doi: <https://doi.org/10.22105/JARIE.2020.213449.1115>
- Permatasari, D. A., & Maharani, D. A. (2021). Combination of Natural Language Understanding and

- Reinforcement Learning for Booking Bot. *Journal of Electrical, Electronic, Information, and Communication Technology*, 3(1), 12-17. doi: <https://doi.org/10.20961/jeeict.3.1.49818>
- Philippart, M. (2014). Mesurer la performance de l'entreprise étendue pour piloter la création de valeur: une approche par l'immatériel. *Revue Française de Gestion Industrielle*, 33(4), -.
- Pishchulov, G., Trautrimis, A., Chesney, T., Gold, S., & Schwab, L. (2019). The Voting Analytic Hierarchy Process revisited: A revised method with application to sustainable supplier selection. *International Journal of Production Economics*, 211, 166-179. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2019.01.025>
- Prabhu, T. P., Chaudhari, H. B., Pathak, A. G., & Rajhans, N. R. (2018). Ideation Selection of a New Product Using Fuzzy Multi Criteria Decision Making and Promethee. *Industrial Engineering Journal*, 10(7).
- Pradana, A. D., Goh, O. S., & Kumar, Y. J. (2018). Intelligent conversational bot for interactive marketing. *Journal of Telecommunication, Electronic and Computer Engineering*, 10(1-7), 1-4.
- Pratap, S., Daultani, Y., Dwivedi, A., & Zhou, F. (2021). Supplier selection and evaluation in e-commerce enterprises: a data envelopment analysis approach. *Benchmarking: An International Journal*. doi: <https://doi.org/10.1108/BIJ-10-2020-0556>
- Qu, G., Zhang, Z., Qu, W., & Xu, Z. (2020). Green supplier selection based on green practices evaluated using fuzzy approaches of TOPSIS and ELECTRE with a case study in a Chinese Internet company. *International journal of environmental research and public health*, 17(9), 3268. doi: <https://doi.org/10.3390/ijerph17093268>
- Rahimi, M., Kumar, P., Moomivand, B., & Yari, G. (2021). An intuitionistic fuzzy entropy approach for supplier selection. *Complex & Intelligent Systems*, 1-8.
- Ricciardelli, E., & Biswas, D. (2019). Self-improving Chatbots based on Reinforcement Learning. In *Proceeding of the 4th Multidisciplinary Conference on Reinforcement Learning and Decision Making*.
- Rouquet, A., & Vega, D. (2015). l'integration de la logistique dans l'organisation aux organisations orientees logistiques. *Revue Française de Gestion Industrielle*, 34(3), 39-53.
- Sagar, M. K., & Singh, D. (2012). Supplier selection criteria: Study of automobile sector in India . *International Journal of Engineering Research and Development*, 4(4), 34-39.
- Sharma, M., Luthra, S., Joshi, S., & Kumar, A. (2020). Developing a framework for enhancing survivability of sustainable supply chains during and post-COVID-19 pandemic. *International Journal of Logistics Research and Applications*, 1-21. doi: <https://doi.org/10.1080/13675567.2020.1810213>
- Sheehan, B., J. H., & Gottlieb, U. (2020). Customer service chatbots: Anthropomorphism and adoption. *Journal of Business Research*, 115, 14-24. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.04.030>
- Shukla, R. K., Garg, D., & Agarwal, A. (2018). Modelling supply chain coordination for performance improvement using analytical network process-based approach. *International Journal of Business Excellence*, 14(1), 18-48.
- Singh, A., & Kumar, S. (2021). Picture fuzzy set and quality function deployment approach based novel framework for multi-criteria group decision making method. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 104, 104395. doi: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2021.104395>
- Song, X., Yang, S., Huang, Z., & Huang, T. (2019). The Application of Artificial Intelligence in Electronic Commerce. *Journal of Physics: Conference Series*, 1302(3), 032030.
- Su, C. J., & Chen, Y. A. (2018). Risk assessment for global supplier selection using text mining. *Computers & Electrical Engineering*, 68, 140-155. doi: <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2018.03.042>
- Sultana, I., Ahmed, I., & Azeem, A. (2015). An integrated approach for multiple criteria supplier selection combining Fuzzy Delphi, Fuzzy AHP & Fuzzy TOPSIS. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 29(4), 1273-1287.
- Tavana, M., Yazdani, M., & Di Caprio, D. (2017). An application of an integrated ANP-QFD framework for sustainable supplier selection. *International Journal of Logistics Research and Applications*, 20(3), 254-275. doi: <https://doi.org/10.1080/13675567.2016.1219702>
- Tavassoli, M. A., Darestani, S. A., & Tavassoli, S. A. (2018). Supplier selection and evaluation using QFD and ELECTRE in quality management system environment (case study: Faravari & Sakht Company). *International Journal of Productivity and Quality Management*, 24(1), 84-100.
- Tsai, C. K., & Phumchusri, N. (2021). Fuzzy Analytical Hierarchy Process for Supplier Selection: A Case Study in An Electronic Component Manufacturer. *Engineering Journal*, 25(8), 73-86. doi: <https://doi.org/10.4186/ej.2021.25.8.73>
- Tusnial, A., Sharma, S. K., Dhingra, P., & Routroy, S. (2020). Supplier selection using hybrid multicriteria decision-making methods. *International Journal of Productivity and Performance Management*. doi: <https://doi.org/10.1108/IJPPM-04-2019-0180>

Vahidi, F., Torabi, S. A., & Ramezankhani, M. J. (2018). Sustainable supplier selection and order allocation under operational and disruption risks. *Journal of Cleaner Production*, 174, 1351-1365. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.11.012>

Vaidyam, A. N., Wisniewski, H., Halamka, J. D., Kashavan, M. S., & Torous, J. B. (2019). Chatbots and conversational agents in mental health: a review of the psychiatric landscape. *The Canadian Journal of Psychiatry*, 64(7), 456-464. <https://doi.org/10.1177/0706743719828977>

Van Pinxteren, M. M., Pluymaekers, M., & Lemmink, J. G. (2020). Human-like communication in conversational agents: a literature review and research agenda. *Journal of Service Management*. doi: <https://doi.org/10.1108/JOSM-06-2019-0175>

Vijayakumar, Y., Rahim, S. A., Ahmi, A., & Rahman, N. A. (2019). Investigation of supplier selection criteria that leads to buyer-supplier long term relationship for semiconductor industry. *International Journal of Supply Chain Management*, 8(3), 982-993.

Wang, C. N., Yang, C. Y., & Cheng, H. C. (2019). A fuzzy multicriteria decision-making (MCDM) model for sustainable supplier evaluation and selection based on triple bottom line approaches in the garment industry. *Processes*, 7(7), 400. doi: <https://doi.org/10.3390/pr7070400>

Wang, H., Sarker, B. R., Li, J., & Li, J. (2020). Adaptive scheduling for assembly job shop with uncertain assembly times based on dual Q-learning. *International Journal of Production Research*, 1-17. doi: <https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1794075>

Wang, R., Li, X., & Li, C. (2021). Optimal selection of sustainable battery supplier for battery swapping station based on Triangular fuzzy entropy-MULTIMOORA method. *Journal of Energy Storage*, 34, 102013. doi: <https://doi.org/10.1016/j.est.2020.102013>

Weber Current et Benton. (1991). Vendor Selection criteria and methods. *European Journal of Operational Research*, 50, 2-18. doi: [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(91\)90033-R](https://doi.org/10.1016/0377-2217(91)90033-R)

Winarso, W., Syarif, F., & Untari, D. T. (2021). Supplier Selection Of 40th Container in PT Tribudhi Pelita Indonesia Using Analytical Hierarchy Process (AHP) Method. *Academy of Strategic Management Journal*, 20, 1-6.

Wu, C., Lin, C., Barnes, D., & Zhang, Y. (2020). Partner selection in sustainable supply chains: A fuzzy ensemble learning model. *Journal of Cleaner Production*, 275, 123165. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.123165>

Xu, X., & Ding, Y. (2014). Supplier selection in manufacturing innovation chain-oriented public procurement based on improved PSO method. *Journal of Industrial Engineering and Management*, 7(1), 276-293. doi: <http://dx.doi.org/10.3926/jiem.898>

Yoon, J., Talluri, S., Yildiz, H., & Ho, W. (2018). Models for supplier selection and risk mitigation: a holistic approach. *International Journal of Production Research*, 56(10), 3636-3661. doi: <https://doi.org/10.1080/00207543.2017.1403056>

Yu, D., Li, D. F., & Merigo, J. M. (2016). Dual hesitant fuzzy group decision making method and its application to supplier selection. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 7(5), 819-831. doi: <https://doi.org/10.1007/s13042-015-0400-3>

Zaoui, S., Hamou-ou-Brahim, S. A., Zhou, H., Omrane, A., & Huang, D. (2021). Consumer Purchasing Behaviour Towards Strategic Innovation Management Practices in Morocco During COVID-19 Health Crisis. *FIIB Business Review*, 10(2), 158-171. doi: <https://doi.org/10.1177/23197145211020714>

7. BIOGRAPHIE



Samia Chehbi Gamoura: est docteur PhD et ingénieur d'état en génie logiciel – spécialité Intelligence Artificielle. Elle est actuellement enseignant chercheur à l'Ecole de Management « EM de

Strasbourg », Université Strasbourg et membre du laboratoire HUMANIS. Avec une expérience industrielle terrain, riche de plus de 14 ans, en direction de projets IT à envergure internationale, Gamoura est Data scientist de métier. Ses recherches actuelles portent sur l'application des analytiques de données et l'intelligence artificielle en management. Elle a rejoint l'EM Strasbourg en 2018 pour renforcer son équipe de transformation digitale et accompagner l'avènement des Big Data et l'intelligence artificielle.

¹**Samia Chehbi Gamour**, HauManis laboratory of EM Strasbourg Business School, 61 avenue de la Forêt Noire, F-67000, Strasbourg, France, samia.gamoura@em-strasbourg.eu, :  <https://orcid.org/0000-0002-1239-0873>